

无偏振片液晶透镜深度估计

赖文杰¹, 刘志强¹, 孙涛², 胡晓^{1*}¹电子科技大学光电科学与工程学院, 四川 成都 610000;²陆军研究院装甲兵研究所, 北京 100072

摘要 设计了一种无偏振片液晶透镜的离焦深度测量(DFD)方法。分别建立液晶透镜成像下的 o 光和 e 光的高斯模糊退化模型,将其加权求和得到自然光在液晶透镜成像下的模糊退化模型,求取自然光和 e 光下深度估计对噪声的偏导,并进行数值仿真,结果表明,自然光模型比 e 光模型抗干扰能力更强,小模糊光斑比大模糊光斑抗干扰能力更强。在无偏模糊均衡滤波器(UDE)算法的基础上,利用导向滤波对偏差进行滤波,并对置信度模型进行修正,引入实例分割对估计结果进行优化。搭建了放大率恒定的液晶透镜光学成像系统,实现了自然光条件下利用液晶透镜的深度测量。实验结果表明,本文方案和 e 光条件下 UDE 方法相比,均方根误差降低了 56%。

关键词 机器视觉; 无偏振片; 液晶透镜; 失焦深度估计; 无偏滤波器; 实例分割

中图分类号 O436 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/AOS230562

1 引言

基于视觉的深度估计是计算机视觉一个重要的研究方向^[1-5],对三维重建^[6]、语义分割^[7]、导航^[8]等具有重要的意义。单目深度估计方案具有双目和激光雷达无法比拟的低成本和便于安装的优势^[9],近年来得到越来越多的关注^[10-11]。图像因为失焦产生的模糊退化与被拍摄物体所在的位置存在很强的相关性,可用来做单目深度估计的信息来源。Horn 等^[12]在 1968 年提出了基于对焦的深度估计(DFE)算法,利用单台相机,拍摄多张不同的对焦参数的图片,计算同一个物体最清晰时对应对焦参数,获取深度信息。DFE 算法需要采集多张对焦画面,计算数据量大,算法实时性差,不适用于动态场景。Pentland^[13]在 1987 年提出了基于失焦图像的深度估计(DFD)算法,利用虚焦画面,获取深度信息。针对 DFD 算法复杂度高的问题,Watanabe 等^[14]设计了有理化滤波器,减少了滤波次数,降低了算法的复杂性。DFD 算法中两张图像之间的传递函数就是其点扩展函数(PSF)的比值,和深度之间是一一对应的^[15]。如果不同深度的 PSF 在频域内具有相近的分布,则 DFD 算法无法很好地区分这两种深度值。Levin^[16]设计了编码光圈,拉大了不同尺度 PSF 在频域内零点的分布的差异,进而提高深度估算的精度。进一步地,Zhou 等^[17]在 2011 年提出基于编码光圈对的 DFD 算法。

编码光圈虽然能够增大不同 PSF 之间的 Kullback-Leibler (KL)散度,但也带来了相机进光量少、成像质量差的问题。传统的 DFD 方案通过机械变焦,需要在算法上进行对齐或者使用远心镜头进行成像,机械变焦的响应速度、准确度和使用寿命都具有一定的劣势。针对这个问题,Ye 等^[18]在 Watanabe 等^[14]的基础上使用液晶透镜作为变焦装置,实现了基于液晶透镜的 DFD 算法。Zheng 等^[19]进一步评估了模糊程度对液晶透镜 DFD 算法的影响。

液晶透镜成像需要使用偏振片来滤除 o 光,减少一半的进光量,降低液晶透镜的成像质量,Ye 等^[20-21]提出无偏振片液晶透镜成像技术,在液晶透镜加电压(o 光和 e 光焦距不同)和不加电压(o 光和 e 光焦距相同)的状态下采集两张图像,利用不加电压下的图像获取 o 光分量,将加电压下的图像减去 o 光分量得到 e 光图像。Ye 等的无偏振片液晶透镜成像方案一次成像需要采集至少两张图像。此方案用于 DFD 则至少需要采集四张图像,而且其抑制噪声而引入的滤波等图像增强操作会破坏模糊图像的模糊信息,不适合用于 DFD 算法。本文提出一种适用于 DFD 的无偏方案,不需要采集额外的图像,只需要拍摄两张无偏振片液晶透镜失焦画面,即可实现深度估计。本文提出的无偏振片液晶透镜 DFD 算法,在优化成像效果、简化系统部件的同时,能够进一步优化深度估计的准确性。

收稿日期: 2023-02-16; 修回日期: 2023-03-11; 录用日期: 2023-03-24; 网络首发日期: 2023-05-08

基金项目: 四川省自然科学基金(2022NSFSC1839)

通信作者: *huxiao@uestc.edu.cn

2 基本原理

2.1 无偏模糊均衡化算法介绍

无偏模糊均衡化技术是对模糊均衡化技术^[22]的改进。对于两幅不同程度模糊退化的图像 i_1, i_2 , 距离为 d 的 PSF 函数分别为 $k_1^{(d)}, k_2^{(d)}$, 其无偏均衡化滤波器组如下式所示:

$$\begin{cases} g_1^{(d)} = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \frac{\mathcal{F}[k_2^{(d)}]}{\sqrt{\mathcal{F}[k_2^{(d)}]^2 + \mathcal{F}[k_1^{(d)}]^2}} \right\} \\ g_2^{(d)} = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \frac{\mathcal{F}[k_1^{(d)}]}{\sqrt{\mathcal{F}[k_2^{(d)}]^2 + \mathcal{F}[k_1^{(d)}]^2}} \right\} \end{cases}, \quad (1)$$

式中, $\mathcal{F}^{-1}[\cdot]$ 和 $\mathcal{F}[\cdot]$ 分别表示傅里叶逆变换和傅里叶变换。

将滤波器组和退化图像分别进行卷积后相减得到偏差图像 e_π 为

$$e_\pi(p, d) = [i_1 * g_1^{(d)}](p) - \alpha [i_2 * g_2^{(d)}](p), \quad (2)$$

式中, p 为点坐标。文献^[23]证明了 e_π 具有和白噪声相同的分布。如果知道噪声的方差 σ_i , 则可以通过邻域窗口 $\Omega(p)$ 内的偏差的 L_2 范数之和 Q 计算深度估计 d 的似然, 如下式所示:

$$Q(p, d) = \sum_{q \in \Omega(p)} \frac{\{[i_1 * g_1^{(d)}](q) - [i_2 * g_2^{(d)}](q)\}^2}{2\sigma_i^2}, \quad (3)$$

$$P_r(i_1, i_2 | d_p = d) = \ln \left[-\frac{Q(p, d)}{2\sigma_i^2} \right], \quad (4)$$

则估计的深度为

$$\hat{d}(q) = \arg \min_d Q(p, d). \quad (5)$$

对应的置信度 $P_r(i_1, i_2 | d_p = \hat{d})$ 通过式 (4) 可以计算得到。

2.2 无偏液晶透镜模糊退化模型

无偏振片液晶透镜 DFD 的光路如图 1 所示。光圈的半径为 R_a , O_0 点物体经过主透镜清晰成像在像距为 v_0 的位置, 在此处放置图像传感器, 通过 O_0 的距离 u_0 和主透镜光焦度 P_g , 可以利用高斯成像公式推算 v_0 。物体 O 距离光学系统的距离为 u , O 点发出的寻常光 (ordinary ray) 经过主透镜, 成像在 v_n 处, O 点发出的非寻常光 (extraordinary ray) 经过液晶透镜的两次调制, 分别成像在 v_{e1}, v_{e2} 处。两次拍照液晶透镜调制的光焦度分别为 $P_{lc}^{(1)}, P_{lc}^{(2)}$, 主透镜的光焦度为 P_g 。非寻常光 (e 光) 经过液晶透镜调制, 形成的模糊光斑的半径 (弥散斑半径) 分别为 R_{e1} 和 R_{e2} 。未加偏振片时, 模糊光斑由没有调制过的寻常光的模糊光斑叠加经过调制的非寻常光光斑形成。

未加偏振片下成像的 PSF 函数 k_{np} 为

$$k_{np} = 0.5k_e + 0.5k_o, \quad (6)$$

式中, k_e 和 k_o 分别为非寻常光和寻常光的 PSF 函数, 系数为 0.5 主要是考虑到自然光下 o 光和 e 光的占比接近 50% 和 50%。对于圆孔光圈, 可以使用 pillbox 模型和高斯函数^[24]来建模。高斯函数模型考虑到了光的散射, 因此比较精确^[24]。高斯函数建立的 PSF 函数为

$$k = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (7)$$

式中, $\sigma = R/\sqrt{2}$, R 为模糊光斑的半径。利用几何光学的知识, 容易得到:

$$R_{ej} = R_a v_0 \left(P_g + P_{lc}^{(j)} - \frac{1}{u} - \frac{1}{v_0} \right), \quad j = 1, 2, \quad (8)$$

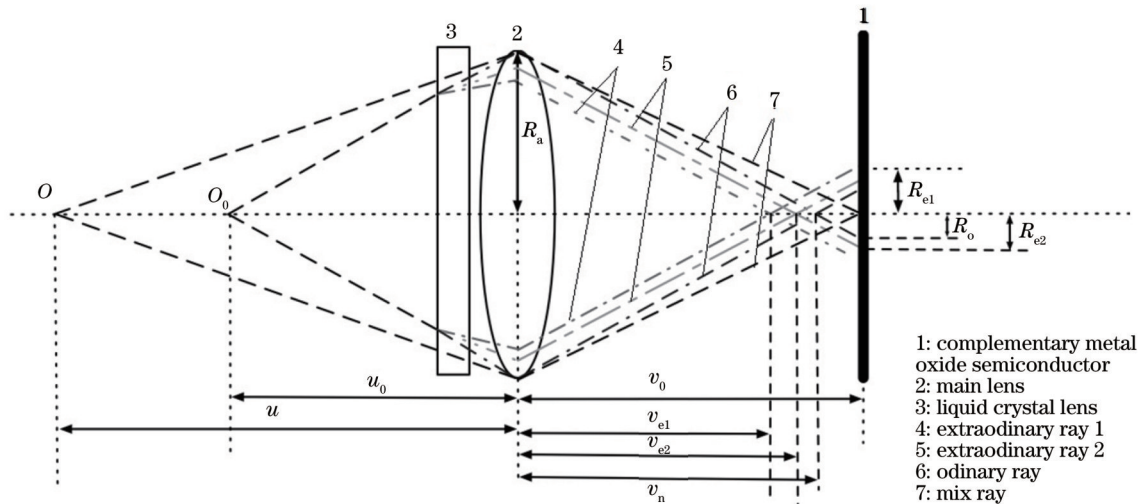


图 1 无偏振片液晶透镜 DFD 模型光路图

Fig. 1 Light path diagram of polarizer-free liquid crystal lens DFD model

$$R_o = R_a v_0 \left(P_g - \frac{1}{u} - \frac{1}{v_0} \right) \quad (9)$$

2.3 无偏液晶透镜无偏模糊均衡滤波器(UDE)算法的误差分析

不考虑噪声的情况下,在频域内:

$$I_1 = 0.5I_0K_o + 0.5I_0K_{e1}, I_2 = 0.5I_0K_o + 0.5I_0K_{e2}, \quad (10)$$

式中: I_0 为全聚焦图像的傅里叶变换; I_1 、 I_2 为在同样场景下,同一个相机在成像参数(包括曝光、白平衡、偏振条件等参数)相同的设置下,改变液晶透镜的光焦度拍摄的两张图像; K_o 为寻常光的PSF函数的傅里叶变换; K_{e1} 、 K_{e2} 为两次图像的非寻常光的PSF函数的傅里叶变换。

文献[25]给出了模糊光斑半径估计 \hat{R} 对噪声的偏导数:

$$\begin{cases} \frac{\partial \hat{R}}{\partial |N_1(v)|} \approx C \frac{2K_2}{\frac{\partial K_2}{\partial r} K_1 - \frac{\partial K_1}{\partial r} K_2} \\ \frac{\partial \hat{R}}{\partial |N_2(v)|} \approx -C \frac{2K_1}{\frac{\partial K_2}{\partial r} K_1 - \frac{\partial K_1}{\partial r} K_2} \end{cases}, \quad (11)$$

式中: K_1 、 K_2 为两次模糊图像的PSF函数的傅里叶变换,考虑到 K_1 、 K_2 在频域内是径向对称的,这里只考虑径向频率 v ; $N_1(v)$ 为施加在 I_1 上的噪声; $N_2(v)$ 为施加在 I_2 上的噪声; $\partial K_i / \partial r$ ($i=1,2$)为PSF函数对模糊光斑半径的偏导数; $C = -e^{j\theta(v)} / |I_0(v)|$, $\theta(v)$ 为噪声 $N_i(v)$ ($i=1,2$)与图像 $I_0(v)$ 的相位差,利用高斯函数模糊退化模型,对于e光下:

$$\begin{cases} K_i = K_{ei} = \exp(-\pi^2 v^2 R_{ei}^2) \\ \partial K_i / \partial r = -2\pi^2 v^2 R_{ei} K_i \end{cases}, \quad i=1,2. \quad (12)$$

自然光下:

$$\begin{cases} K_i = 0.5K_o + 0.5K_{ei} = 0.5e^{-\pi^2 v^2 R_o^2} + 0.5e^{-\pi^2 v^2 R_{ei}^2} \\ \frac{\partial K_i}{\partial r} = -\pi^2 v^2 R_{ei} K_{ei} - \pi^2 v^2 R_o K_o \end{cases}, \quad i=1,2. \quad (13)$$

将式(12)、式(13)分别代入式(11)中得到自然光下:

$$\begin{cases} \frac{\partial \hat{R}_{np}}{\partial |N_1(v)|} \approx \frac{e^{j\theta(v)} (2K_{e2} + 2K_o)}{|I_0(v)| \pi^2 v^2 [\Delta r K_{e2} K_{e1} + \Delta r_o K_{e1} K_o + (\Delta r - \Delta r_o) K_{e2} K_o]} \\ \frac{\partial \hat{R}_{np}}{\partial |N_2(v)|} \approx -\frac{e^{j\theta(v)} (2K_{e1} + 2K_o)}{|I_0(v)| \pi^2 v^2 [\Delta r K_{e2} K_{e1} + \Delta r_o K_{e1} K_o + (\Delta r - \Delta r_o) K_{e2} K_o]} \end{cases}. \quad (14)$$

e光下:

$$\begin{cases} \frac{\partial \hat{R}_p}{\partial |N_1(v)|} \approx \frac{e^{j\theta(v)} 1}{|I_0(v)| K_{e1} \pi^2 u^2 \Delta r} \\ \frac{\partial \hat{R}_p}{\partial |N_2(v)|} \approx -\frac{e^{j\theta(v)} 1}{|I_0(v)| K_{e2} \pi^2 u^2 \Delta r} \end{cases}, \quad (15)$$

式中: $\Delta r = R_{e1} - R_{e2}$,为两次成像e光模糊光斑的半径变化; $\Delta r_o = R_{e1} - R_o$,为o光和e光的模糊光斑的半径之差。由式(8)、式(9)可以得到:

$$\Delta r = R_a v_0 [P_{lc}^{(2)} - P_{lc}^{(1)}], \Delta r_o = R_a v_0 P_{lc}^{(2)}. \quad (16)$$

分析式(11)可知,影响噪声对估算误差传递的因素主要有两个方面:一个是图像本身,也即 $C = -e^{j\theta(v)} / |I_0(v)|$;另一个是PSF函数。

自然图像的频率分布符合低频能量高、高频能量低的长尾分布特性^[26]。高频处, $|I_0(v)|$ 较小, C 较大,因此高频噪声会被放大;低频处, $|I_0(v)|$ 较大, C 较小,因此低频噪声会被抑制,也即噪声对估算结果的影响主要通过高频分量进行传递。

为了评估PSF函数对噪声误差传递函数的影响,计算式(17)作为系统抗扰动能力的评估指标。S越小

则其扰动对估算的影响越小,估算结果越准确。

$$S = \frac{1}{C} \left[\text{abs} \left(\frac{\partial R}{\partial |N_1(v)|} \right) + \text{abs} \left(\frac{\partial R}{\partial |N_2(v)|} \right) \right], \quad (17)$$

式中,abs()为取绝对值函数。取 $P_{lc}^{(2)} = -1 \text{ m}^{-1}$ 、 $P_{lc}^{(1)} = 1.861 \text{ m}^{-1}$ 、 $P_g = 40 \text{ m}^{-1}$ 、 $u_0 = 1.8 \text{ m}$ 、 $R_a = 1 \text{ mm}$ 、 $r = R_{e1} = 2.5\Delta x$; $v \in [0, v_{\max}]$, $v_{\max} = 1/(2\Delta x)$, $\Delta x = 2.2 \mu\text{m}$ 为像素大小,计算 S_{np}/S_p 和 v 的相关曲线,如图2(a)所示,同时计算了在 $v=0.8v_{\max}$ 、 $R_{e1} = r \in [2.5\Delta x, 15.5\Delta x]$ 下 S_{np} 、 S_p 和 R_{e1} 之间的相互关系,如图2(b)所示。

从图中可以看出,在低频段不加偏振片对噪声更加敏感,但是由于图像本身的长尾效应,此处的噪声会被抑制;在高频段不加偏振片对噪声扰动更加不敏感。不加偏振片之后,系统对噪声的鲁棒性更强。同时由于不加偏振片,系统的进光量增加,其信噪比进一步提高,能够增强系统的估算准确性。此外可以看出,为了保证比较高的抗干扰性能,模糊光斑越小越好。从图2(b)可以看出,为了保证比较稳定的深度估计结果,需要保证模糊光斑维持在比较小的范围,这个和文献[25,27]的结论是一致的。然而限制模糊光斑大小会

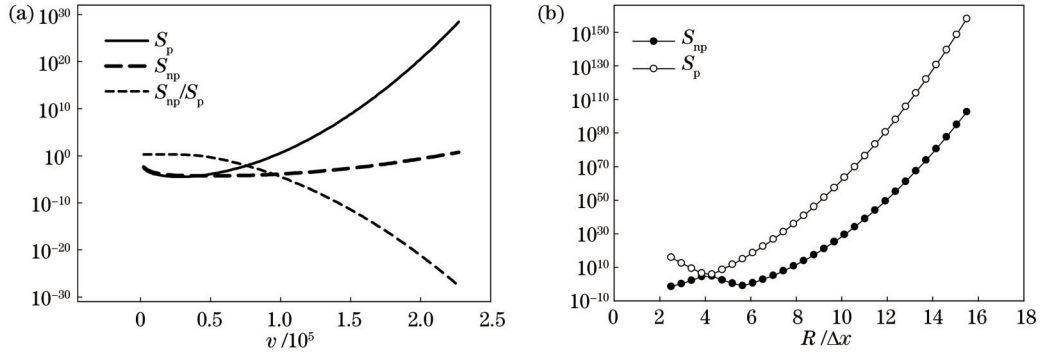


图 2 误差指标 S 数值分析。(a) 自然光和 e 光误差指标在频域内的分布对比; (b) $\nu = 0.8\nu_{\max}$ 、模糊光斑半径 R 取不同的值时, 误差指标和模糊光斑半径的关系

Fig. 2 Numerical analysis of error indicator S . (a) Comparison of S distributions for natural light and extraordinary light in frequency domain; (b) relationship between error indicator S and fuzzy spot radius when $\nu = 0.8\nu_{\max}$ and R is different

限制深度测量的有效深度区域^[23]。图 2(b) 同时也说明, 在保证同样的稳定性下, 无偏振片模型对模糊光斑大小的限制会放宽很多。这也进一步扩展了深度估计的有效范围。

2.4 液晶透镜光焦度标定

无偏均衡化算法的关键在于对模糊退化模型的准确建模。根据式(7)、式(8), 为了获取准确的 PSF 函数, 需要知道 R_a 、 ν_0 、 P_g 和 $P_{lc}^{(j)}$ 。其中 P_g 和 R_a 为系统固

有参数; ν_0 与初始对焦 u_0 相关, 可以通过高斯成像公式计算得到; $P_{lc}^{(j)}$ 与液晶透镜两次成像的光焦度和液晶透镜加的电压差相关。本文使用的是按照文献[28]设计的液晶透镜。由于使用蚀刻的电极会对其干涉条纹形成干扰, 需要在实际标定时排除。考虑到 UDE 算法对光焦度的值准确性要求比较高, 使用双光轴干涉法, 使用 Fringexp 软件解算光焦度, 得到的电压和光焦度的关系如图 3 所示。

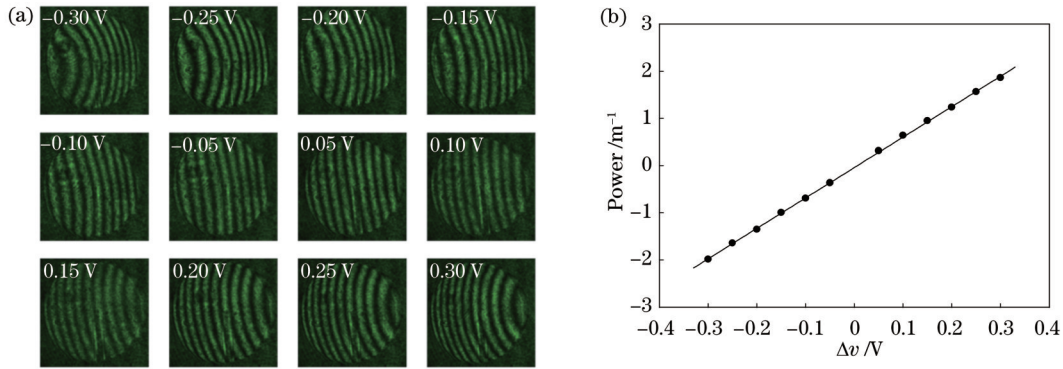


图 3 液晶透镜光焦度和电势差的关系。(a) 干涉图像; (b) 拟合出来的液晶透镜光焦度(负值表示负透镜)和电势差之间的关系
Fig. 3 Relationship between power of liquid crystal lens and voltage difference. (a) Interference image; (b) relationship between fitted power of liquid crystal lens (negative values mean negative lens) and voltage difference

2.5 改进的无偏均衡化算法

无偏均衡化算法噪点多, 在低纹理或者低照度的

环境下, 其计算可靠性会显著下降, 如图 4(c) 框出来的区域。

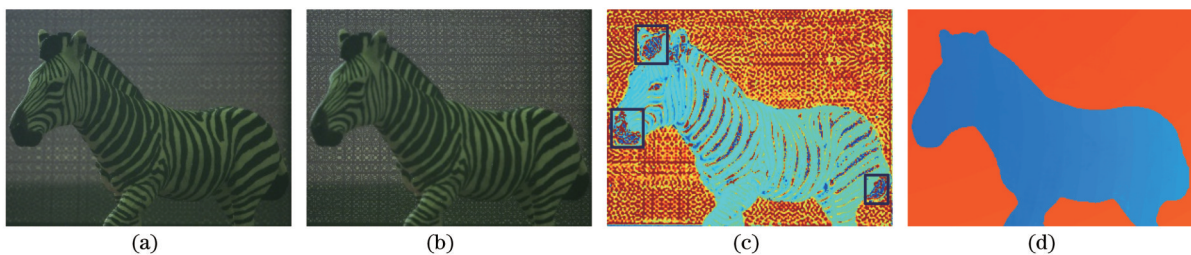


图 4 初始计算结果存在的比较严重的噪声。(a) 近焦图像; (b) 远焦图像; (c) 估计深度值; (d) 深度值的真值
Fig. 4 Relatively large errors in initial calculation results. (a) Near-focus image; (b) far-focus image; (c) estimated depth; (d) ground truth

一种减少噪声的方案是增加 $\Omega(p)$ 窗口尺度, 而式(3)、式(4)成立是建立在窗口 $\Omega(p)$ 内的深度一致的条件下的, 实际上考虑前景和背景交界处, 这个条件不能成立, $\Omega(p)$ 的尺度越大, 这种不一致对结果的影响会越严重, 具体表现就是前景的深度估计会影响背景的深度估计。如图 5 所示, 这种现象与模糊退化过程中前景模糊会扩散到背景是一致的^[29]。

考虑窗口内深度不一致的问题, 在式(3)的基础上提出改进的能量最小化公式为

$$Q(p, d) = \sum_{q \in \Omega(p)} \frac{W_{q,p} e_{\pi}(p, d)^2}{2\sigma_i^2}, \quad (18)$$

式中, 权值 $W_{q,p}$ 通过计算彩色图像之间的相似程度获得:

$$W(q, p) = \begin{cases} \frac{w(p, q)}{\sum_{q \in \Omega(p, n), q \neq p} w(p, q)} \frac{n^2 - 1}{n^2}, & q \in \Omega(p, n), q \neq p \\ \frac{1}{n^2}, & p = q \end{cases}, \quad (19)$$

式中: $w(p, q)$ 表征 p 点和 q 点在彩色图像上的相似程度; n 为滑动窗口尺度:

$$w(p, q) \propto \exp\left\{-\frac{[I(p) - I(q)]^2}{2\sigma_i^2}\right\}. \quad (20)$$

为了减少错误点的影响, 需要剔除画面中置信度低的点, 而利用式(4)获得的置信度只能表征在同一个滑动窗口 p_1 处不同深度取值 d 的置信度的大小, 对于位于 p_2 处的深度估计结果而言, 由于其窗口内的图像 $\{i_1[\Omega(p_1)], i_2[\Omega(p_1)]\}$ 和 p_2 处的图像 $\{i_1[\Omega(p_2)], i_2[\Omega(p_2)]\}$ 存在结构、亮度等方面的差

异, 因此 $P_r\{i_1[\Omega(p_1)], i_2[\Omega(p_1)] | d_{p_1} = \hat{d}_{p_1}\}$ 相对 $P_r\{i_1[\Omega(p_2)], i_2[\Omega(p_2)] | d_{p_2} = \hat{d}_{p_2}\}$ 的高低并不直接表征空域内 p_2 处的深度估算值 $d_{p_2} = \hat{d}_{p_2}$ 相对 p_1 处的深度估算值 $d_{p_1} = \hat{d}_{p_1}$ 的置信度的高低, 一个直接的例子就是对于全暗区域, 由于缺少亮度信息, $Q(p, d)$ 可以取很小的值, 其置信度会明显高于光照充足的有丰富纹理的区域, 而对于全暗区域, 由于缺少足够的信息, 其深度估计值往往是不准确的。为了获取置信度的统一度量, 引入光照因子对式(4)进行矫正:

$$P_r(i_1, i_2 | d_p = d) = \ln \left[-\frac{Q(p, d)}{2\sigma_i^2 I(p)} \right], \quad (21)$$

式中矫正因子如式(22)所示, 主要表征了 i_1 和 i_2 在 $\Omega(p)$ 内的能量:

$$I(q) = \frac{1}{N} \sum_{q \in \Omega(p)} [0.5i_1(q) + 0.5i_2(q)]^2, \quad (22)$$

式中, $N = |\Omega(p)|$ 是邻域中像素的个数。同时考虑缺乏纹理的区域, 由于其结构信息的缺乏, 使用 DFD 算法往往会产生较大的误差。本文利用边缘检测算子检测出边缘区域, 然后利用式(21)作为度量, 剔除置信度较低的点。如图 6(d)、6(e) 中框出来的区域, 可以看出, 进入光照矫正因子之后, 式(21)可以用于进行不同区域的深度估计之间置信度的比较。从而过滤不可靠的估计结果。筛选了不可靠的数据后, 需要进行深度补充。目前深度补充方案主要利用颜色信息和深度信息一致性进行补充, 有基于全变分(TGV)^[30]、基于拉普拉斯矩阵(Laplacian matting)^[31]、基于马尔可夫随机场^[32]和基于深度学习^[33]等方案。本文使用了实例分割^[34]结果作为导引图, 利用 Laplacian matting 对图像进行补充。相比其他优化方法, 利用实例分割的补充方案对物体内部的纹理具有比较好的一致作用, 在稀疏的初始值下能获得更准确的效果, 如图 7 所示。



图 5 前景深度估计值影响背景深度估计, 图中虚线为方便对比画的一条参考线。(a) 近焦图像; (b) 远焦图像; (c) 前景的深度估算影响背景深度估算(滑动窗口为 63×63); (d) 随着滑动窗口尺度增大 (127×127), 前景对背景的不良影响加剧

Fig. 5 Foreground depth estimation affects background depth estimation. Dashed line is a reference line for convenience of comparison. (a) Near-focus image; (b) far-focus image; (c) foreground depth estimation affects background depth estimation (sliding window size is 63×63); (d) as sliding window size increases (127×127), adverse effect of foreground on background intensifies

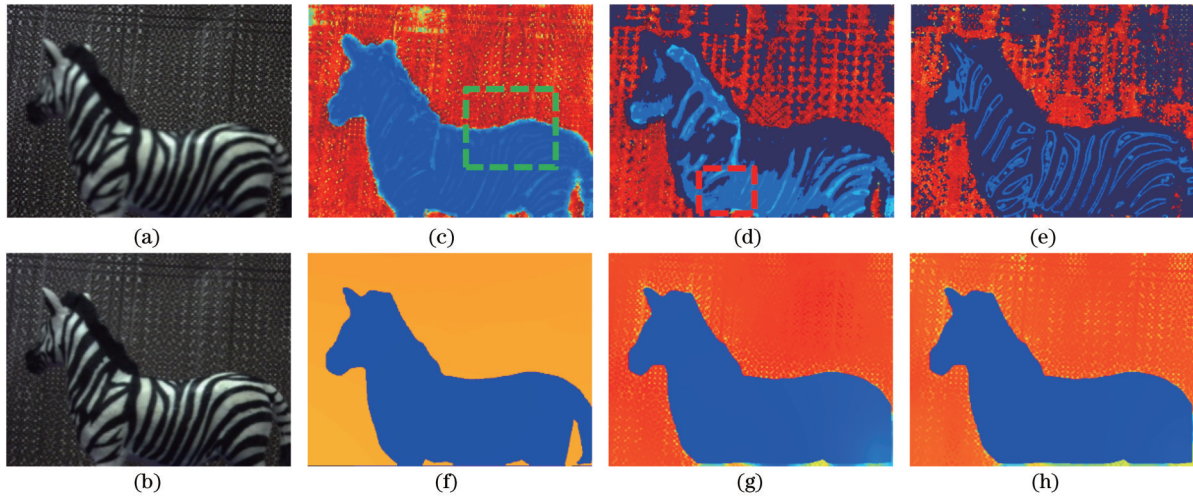


图 6 矫正后的置信度。(a)远焦图像;(b)近焦图像;(c)估计深度;(d)根据原始置信度,保留 53% 置信度高的数据(图中深色数据为剔除数据);(e)根据改进的置信度,保留 53% 可信度高的数据;(f)真值;(g)将(d)进行深度补充的结果;(h)将(e)进行深度补充的结果

Fig. 6 Confidence after correction. (a) Far-focus image; (b) near-focus image; (c) estimated depth; (d) according to original confidence, retain 53% high-confidence data (dark data in image is excluded data); (e) according to improved confidence, retain 53% high-confidence data; (f) ground truth; (g) depth completion of (d); (h) depth completion of (e)

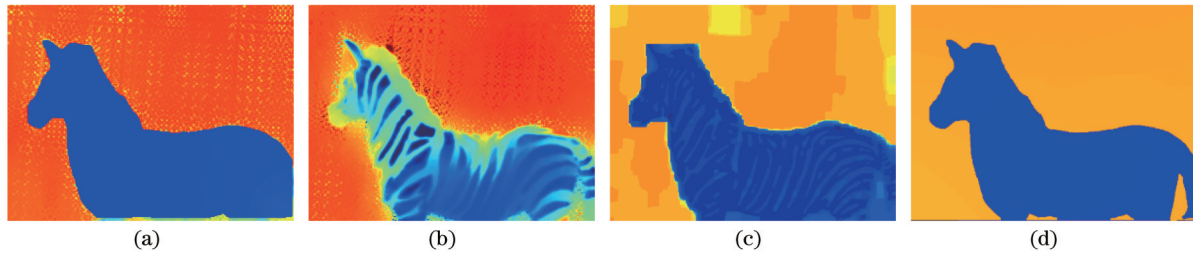


图 7 深度补充方案效果对比。(a)实例分割+拉普拉斯矩阵;(b)拉普拉斯矩阵;(c)马尔可夫随机场;(d)真值

Fig. 7 Effect comparison of depth completion methods. (a) Semantic segmentation + Laplacian matting; (b) Laplacian matting; (c) Markov random field; (d) ground truth

3 实验结果与分析讨论

3.1 实验设置

本文对比了无偏和有偏液晶透镜 DFD 的深度估算效果。为了得到最优的深度估计变焦参数配置,拍摄了不同光焦度 $[P_{lc}^{(i)}, i = 1, 2]$ 下的图片,并将不同图片两两组合(共 78 种组合)进行深度估算,对比获取最优的深度估算和对应的液晶透镜的光焦度组合

$[P_{lc}^{(1)}, P_{lc}^{(2)}]$ 。光焦度可选的设置值如表 1 所示。其他参数为: $R_a = 0.001 \text{ m}$, $P_g = 40 \text{ m}^{-1}$, $u_0 = 1.8 \text{ m}$ 。为了减少光照对评估的影响,可通过调整曝光参数,让两次采集的图片整体灰度值分布尽可能地接近。本文使用了深度估算性能评估常用的评价指标,包括均方根误差(RMSE),以及误差比在 1.25 倍的阈值内百分比(AWT_{1.25})对算法结果进行评估。并使用高斯函数建立 PSF 函数。

表 1 液晶透镜光焦度的调节值

Table 1 Adjustment values of optical power of liquid crystal lens

Number	P_{lc} / m^{-1}	Number	P_{lc} / m^{-1}	Number	P_{lc} / m^{-1}	Number	P_{lc} / m^{-1}
1	-2.00	5	-0.70	9	0.64	13	1.86
2	-1.65	6	-0.37	10	0.95		
3	-1.36	7	0	11	1.24		
4	-1.00	8	0.31	12	1.56		

3.2 斜坡和平面场景对比

本文对比了无偏振片和带偏振片液晶成像系统在

斜坡和平面场景下的初始深度估算(无错误剔除和深度补充)效果,其中斜坡的深度范围为 0.61~1.00 m,

平面位于 0.90 m 的位置。经过不同光焦度组合的对比,确定对于斜坡场景其最优的光焦度为 -0.7 m^{-1} 和 1.86 m^{-1} ,拍摄的图片 and 深度估算结果如图 8 所示;对于平面场景其最优的光焦度设置为 0 和 0.95 m^{-1} ,拍摄

的图片和深度结果如图 9 所示。可以看出,对于平面场景而言,加偏振片和不加偏振片深度估计效果接近。而对于斜坡场景,由框选出来的区域可以看出,不加偏振片的深度估计效果要优于加偏振片的效果。

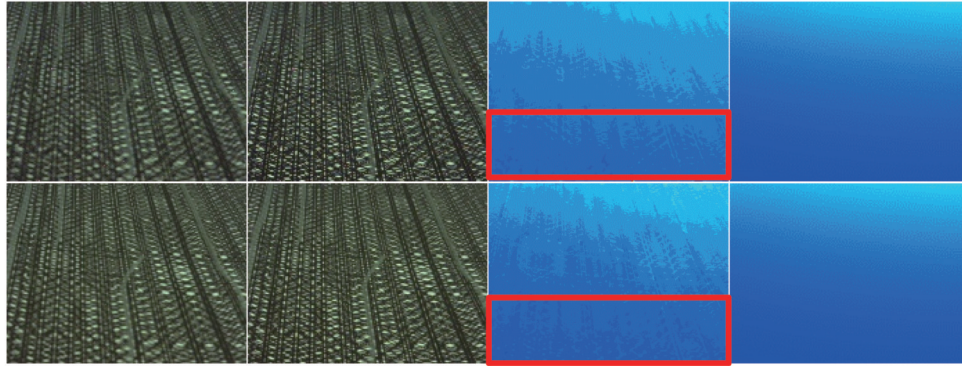


图 8 斜坡场景无偏振片和有偏振片深度估计效果对比。第一行和第二行分别为斜坡场景加偏振片和不加偏振片。第一列和第二列为液晶透镜光焦度分别为 -0.70 m^{-1} 和 1.86 m^{-1} 的图像。第三列为深度估算结果。第四列为真值

Fig. 8 Effect comparison of depth estimation without polarizer and with polarizer for slop scenes. First and second rows are slop scenes with polarizer and without polarizer, respectively. First and second columns are images of liquid crystal lens with optical power of -0.70 m^{-1} and 1.86 m^{-1} , respectively. Third column is depth estimation result. Fourth column is ground truth

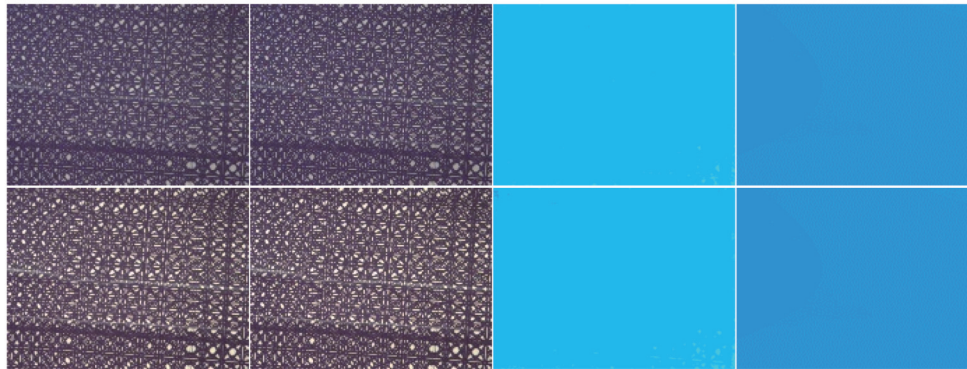


图 9 平面场景下无偏振片和有偏振片深度估计效果对比。第一行和第二行分别为平面场景加偏振片和不加偏振片。第一列和第二列为液晶透镜光焦度分别为 0 m^{-1} 和 0.95 m^{-1} 的图像。第三列为深度估算结果。第四列为真值

Fig. 9 Effect comparison of depth estimation without polarizer and with polarizer for plane scenes. First and second rows are plane scenes with polarizer and without polarizer, respectively. First and second columns are images of liquid crystal lens with optical power of 0 and 0.95 m^{-1} , respectively. Third column is depth estimation result. Fourth column is ground truth

数值对比结果如表 2 所示,其中 R_{e1} 、 R_{e2} 为平均深度 d_{avg} 下的不同光焦度下 e 光的模糊光斑半径。斜坡和平面的对比数据表明,对于某一个固定的深度,加偏振片和不加偏振片的深度估计效果是接近的。对于深度变化的场景(斜坡),其模糊光斑变化范围较大,根据本文的误差模型分析可知,无偏振片模型容许的光斑尺度变化范围更大,在大的光斑下,其也能够取得较好的估算效果,同时其对噪声扰动的稳定性更强。通过实验数据可以看出,在深度变化的场景下,无偏振片模型具有更加优异的表现(其 RMSE 降低了 25%),这充分验证了本文对无偏振片 DFD 算法的误差分析结论。

3.3 复杂场景对比

本文同时在复杂场景下对所提出的无偏振片液晶

透镜深度估计方案进行了验证。在不同深度处放置了不同的目标。不同目标的深度范围如表 3 所示,分别对应娃娃(doll)、套娃(nesting doll)、毛绒玩具(plush toy)、斑马(zebra)和背景(background)。

首先对比了加偏振片和不加偏振片下输入图像的差异,取光焦度分别为 -1 、 -0.7 、 1.86 m^{-1} 下的成像进行对比。如图 10 所示,加了偏振片之后,图像进光量减少,此时增加曝光时间或者调节曝光增益来调整图像亮度和无偏振片图像一致,导致图像噪点的增加。同时由于初始图像对焦在 $u_0 = 1.8 \text{ m}$ 处,对于近处的娃娃,其 o 光形成的模糊光斑较大,对远处的背景, o 光形成的模糊光斑较小,当 e 光成像对焦在近处时(光焦度为 1.86 m^{-1}),叠加 o 光图像,在让近处的娃娃成像轻微模糊的同时,也让远处的背景更加清晰,让整体画

表 2 斜坡和平面场景下最优深度估计参数 (Type 栏目中 P 表示带偏振片, NP 表示不带偏振片)

Table 2 Optimal depth estimation parameters for slope and plane scenes (P means with polarizer and NP means without polarizer in Type column)

Scene	Type	d_{avg}/m	$P_{lc}^{(1)}/m^{-1}$	$P_{lc}^{(2)}/m^{-1}$	RMSE /m	AWT _{1.25}	R_{e1}	R_{e2}
Slop	P	0.77	-0.37	1.56	0.07	1.00	12.83	9.41
	NP	0.77	-0.37	1.56	0.05	1.00	12.83	9.41
Plane	P	0.90	0.31	0.64	0.02	1.00	2.78	1.03
	NP	0.90	0	0.95	0.02	1.00	6.35	4.60

表 3 不同目标深度范围

Table 3 Depth ranges for different objects

Object	Depth /m
Doll	0.38
Nesting doll	0.70
Plush toy	0.99
Zebra	1.27
Background	1.96

面景深更大,从这个角度上说,景深更大,能够在更大的深度范围内,保证等效的模糊光斑的半径维持在一

个较小的值,保证DFD算法在一个比较大的深度范围内都能够取得比较好的效果。

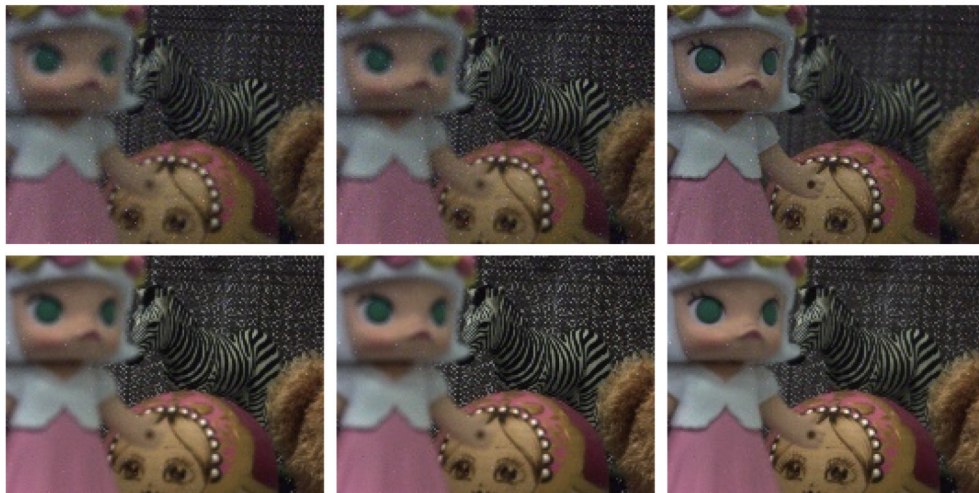


图 10 输入图像对比。从左到右依次为液晶透镜光焦度分别为 -1 、 -0.7 、 $1.86 m^{-1}$ 时成的像。第一行为加偏振片时成的像。第二行为无偏振片时成的像

Fig. 10 Comparison of input images. From left to right are images formed by liquid crystal lens with optical power of -1 , -0.7 , and $1.86 m^{-1}$, respectively. First row are images with polarizer and second row are images without polarizer

对比了不同深度范围下最优的光焦度设置,以及对应的最优深度估计结果,图像结果见图 11,数值结果如表 4 所示。其中 N 为深度真值位于该深度范围内点的总数, d_{avg} 为该范围内所有点的平均深度, d_{std} 为标准差, d_{min} 和 d_{max} 分别为深度范围的下限和上限, R_{e1} 、 R_{e2} 、 R_o 为在平均深度 d_{avg} 处的两次拍照 e 光和 o 光对应的模糊光斑半径。最后两行对应全局(all)深度估计效果,其中最后一行对应经过错误剔除和补全之后的效果。

对于每个较小的深度范围, e 光下, 最优的调焦参数对应的模糊光斑半径 R_{e1} 、 R_{e2} 均小于 6 个像素, 证明

了小模糊光斑对 DFD 算法准确度的必要性^[26-27]。对于近处娃娃和套娃, e 光下的最优深度估算效果优于自然光下的深度估算效果, 这是因为 o 光在此处的模糊光斑半径 R_o 较大 (大于 9 个像素), 较大模糊光斑半径 R_o 会导致算法效果变差; 对于毛绒玩具、斑马和背景, 此处的 o 光形成的模糊光斑半径较小 (小于 6 个像素), 此时 e 光下和自然光下, 最优深度估计效果接近; 对于全局深度估计而言, 由于其深度范围大, e 光下无法保证在深度范围内都保持较小的模糊光斑半径 R_{e1} 、 R_{e2} , 即成像的景深很大, 难以满足 DFD 算法对模糊光斑半径较小的要求, 表现出较低的准确度, 此时自然光

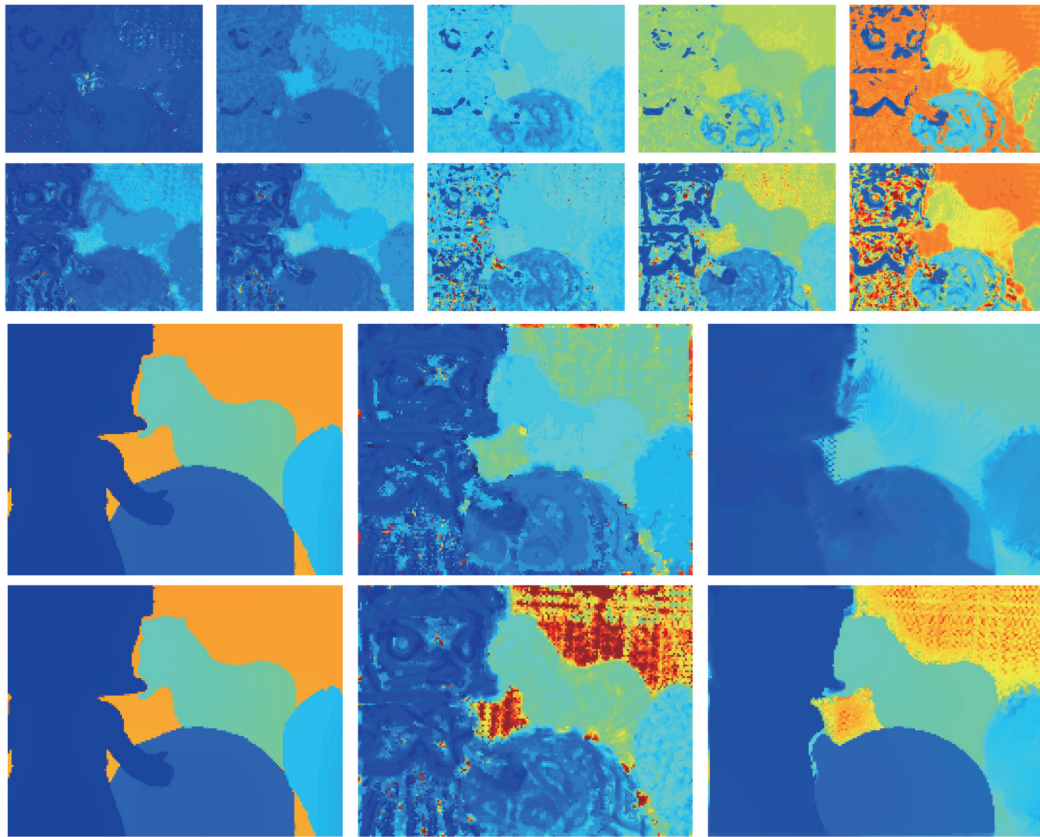


图 11 不同深度范围的最优深度估计。第一行和第二行对应的深度范围依次为娃娃、套娃、毛绒玩具、斑马、背景。第三和第四行对应深度真值、全局最优初始估计值和错误剔除以及深度补全之后的深度估计值。第一和第三行为加偏振片的效果。第二和第四行为不加偏振片的效果

Fig. 11 Optimal depth estimation for different depth ranges. Depth ranges corresponding to first and second rows are doll, nesting doll, plush toy, zebra, and background. Third and fourth rows correspond to true depth value, global optimal initial estimation value, and depth estimation values after error elimination and depth completion. First and third rows are results with polarizer. Second and fourth rows are results without polarizer

表 4 e 光和自然光下不同深度范围的最优深度估计效果对比。每一行中的第一子行表示 e 光, 第二子行表示自然光, 黑体表示效果更优

Table 4 Effect comparison of optimal depth estimation for different depth ranges under extraordinary light and natural light. First sub-row in each row represents extraordinary light, second sub-row in each row represents natural light, and bold indicates better effect

Object	N	d_{\min}/m	d_{\max}/m	d_{avg}/m	$d_{\text{std}} / (10^{-3} m)$	$P_{\text{lc}}^{(1)}/m^{-1}$	$P_{\text{lc}}^{(2)}/m^{-1}$	R_{e1}	R_{e2}	R_o	RMSE	$\text{AWT}_{1.25}$
Doll	118214	0.20	0.49	0.38	4.5	1.56	1.86	5.85	2.39	—	0.11	0.94
						0	1.86	23.82	2.39	23.82	0.24	0.62
Nesting doll	56919	0.49	0.78	0.70	7.4	0.64	0.95	2.59	0.99	—	0.03	1.00
						0	1.56	9.96	8.02	9.96	0.08	0.96
Plushtoy	26077	0.78	1.06	0.99	8.9	0.31	0.64	1.69	2.12	—	0.05	1.00
						0.31	0.64	1.69	2.12	5.26	0.05	1.00
Zebra	44870	1.06	1.35	1.27	39.8	0	0.31	2.65	0.92	—	0.08	1.00
						-0.37	0.95	6.91	8.30	2.65	0.07	1.00
Background	67370	1.93	2.21	1.96	10.4	-0.37	0.31	3.74	4.10	—	0.11	0.99
						-0.37	0.31	3.74	4.10	0.53	0.12	0.98
All	314818	0.20	2.50	0.96	608.0	-0.70	1.86	13.65	15.85	—	0.43	0.50
						-1.00	1.86	17.11	15.85	5.59	0.32	0.69
All	314818	0.20	2.50	0.96	608.0	-0.70	1.86	13.65	15.85	—	0.40	0.51
						-1.00	1.86	17.11	15.85	5.59	0.19	0.87

下的 DFD 算法表现出明显的优势。从表 4 的对比可以看出,自然光下评价指标 $AWT_{1.25}$ 提升了 72%,均方根误差下降了 53%。这个和本文建立的误差扰动稳健性模型是匹配的。

此外对比表 4 第六、第七行和图 11 第六、第七列可以看出,加了实例分割之后,其 RMSE 下降了 42%, $AWT_{1.25}$ 上升了 26%。估算准确性得到明显的改善。

4 结 论

本文提出了无偏振片液晶透镜深度估算方案。尽管从直观上看,无偏振片减少了两张图像之间的差异,会降低估算准确性,但是本文的理论模型仿真和实验结果表明,无偏振片液晶透镜成像比加偏振片液晶透镜深度估算方案具有更好的抗干扰能力,能够取得更准确的效果。相比于传统无偏振片方案,本文提出的无偏振片液晶透镜深度估算,没有简单地减去寻常光的分量,而是在深度估算中利用寻常光产生的模糊,进一步提高深度估算的准确性。去除偏振片能够减少光学系统的复杂性,这对于液晶透镜成像(特别是小孔径)在实际场景的使用具有重要意义。

本文改进了 UDE 算法,引入了加权能量函数和光强矫正因子,并使用实例分割对图像进行补全。结果表明,该改进能够有效地提升算法的准确性。

同时也发现,基于模糊的 DFD 算法初始结果往往准确率较低,特别是对于远处的物体。这是因为对于距离较远的物体,其模糊光斑的变化是不明显的。这也限制了 DFD 算法的有效距离。一种改进方案是将 DFD 算法和其他视觉信息融合(比如光流)进一步提升深度估计的准确性。

参 考 文 献

- [1] 丁萌,姜欣言.先进驾驶辅助系统中基于单目视觉的场景深度估计方法[J].光学学报,2020,40(17):1715001.
Ding M, Jiang X Y. Scene depth estimation based on monocular vision in advanced driving assistance system[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(17): 1715001.
- [2] 刘晓旻,杜梦珠,马治邦,等.基于遮挡场景的光场图像深度估计方法[J].光学学报,2020,40(5):0510002.
Liu X M, Du M Z, Ma Z B, et al. Depth estimation method of light field image based on occlusion scene[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(5): 0510002.
- [3] 沙浩,刘越,王涌天,等.基于二维图像和三维几何约束神经网络的单目室内深度估计方法[J].光学学报,2022,42(19):1911001.
Sha H, Liu Y, Wang Y T, et al. Monocular indoor depth estimation method based on neural networks with constraints on two-dimensional images and three-dimensional geometry[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(19): 1911001.
- [4] 万超杰,刘志强,徐律涵,等.利用光轴可移动液晶透镜的立体图像采集系统[J].光学学报,2023,43(3):0311002.
Wan C J, Liu Z Q, Xu L H, et al. Stereo image acquisition system using optical axis movable liquid crystal lens[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(3): 0311002.
- [5] 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.
- [6] Izadi S, Kim D, Hilliges O, et al. KinectFusion: real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera[C]//Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology, October 16-19, 2011, Santa Barbara, California, USA. New York: ACM Press, 2011: 559-568.
- [7] Silberman N, Hoiem D, Kohli P, et al. Indoor segmentation and support inference from RGBD images[M]//Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. Computer vision-ECCV 2012. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2012, 7576: 746-760.
- [8] Biswas J, Veloso M. Depth camera based indoor mobile robot localization and navigation[C]//2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 14-18, 2012, Saint Paul, MN, USA. New York: IEEE Press, 2012: 1697-1702.
- [9] Bhoi A. Monocular depth estimation: a survey[EB/OL]. (2019-01-27)[2022-11-09]. <https://arxiv.org/abs/1901.09402>.
- [10] Zhao C Q, Sun Q Y, Zhang C Z, et al. Monocular depth estimation based on deep learning: an overview[J]. Science China Technological Sciences, 2020, 63(9): 1612-1627.
- [11] Khan F, Salahuddin S, Javidnia H. Deep learning-based monocular depth estimation methods-a state-of-the-art review[J]. Sensors, 2020, 20(8): 2272.
- [12] Horn B K P. Focusing[D]. Cambridge: MIT Artificial Intelligence Laboratory, 1968.
- [13] Pentland A P. A new sense for depth of field[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(4): 523-531.
- [14] Watanabe M, Nayar S K. Rational filters for passive depth from defocus[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 27(3): 203-225.
- [15] Schechner Y Y, Kiryati N. Depth from defocus vs. stereo: how different really are they? [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 39(2): 141-162.
- [16] Levin A, Fergus R, Durand F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 70-80.
- [17] Zhou C Y, Lin S, Nayar S K. Coded aperture pairs for depth from defocus and defocus deblurring[J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 93(1): 53-72.
- [18] Ye M, Chen X X, Li Q C, et al. Depth from defocus measurement method based on liquid crystal lens[J]. Optics Express, 2018, 26(22): 28413-28420.
- [19] Zheng L M, Chen X X, Zhang Y L, et al. Influence of the maximum blur radius on depth sensor based on liquid crystal lens [J]. Photonic Sensors, 2021, 11(3): 371-375.
- [20] Bao R, Cui C H, Yu S D, et al. Polarizer-free imaging of liquid crystal lens[J]. Optics Express, 2014, 22(16): 19824-19830.
- [21] Cui C H, Bao R, Yu S D, et al. Denoising for polarizer-free imaging of liquid crystal lens[J]. SID Symposium Digest of Technical Papers, 2015, 46(1): 262-265.
- [22] Xian T, Subbarao M. Depth-from-defocus: blur equalization technique[J]. Proceedings of SPIE, 2006, 6382: 63820E.
- [23] Tang H X, Cohen S, Price B, et al. Depth from defocus in the wild[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 4773-4781.
- [24] Martinello M. Coded aperture imaging[D]. Edinburgh: Heriot-Watt University, 2012.
- [25] Schechner Y Y, Kiryati N. The optimal axial interval in estimating depth from defocus[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September

- 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 2002: 843-848.
- [26] Simoncelli E P, Olshausen B A. Natural image statistics and neural representation[J]. Annual Review of Neuroscience, 2001, 24: 1193-1216.
- [27] Watanabe M, Nayar S K. Minimal operator set for passive depth from defocus[C]//Proceedings CVPR IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-20, 1996, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2002: 431-438.
- [28] 冯文斌, 刘志强, 徐律涵, 等. 一种高性能液晶透镜的设计方法[J]. 光学学报, 2023, 43(2): 0223001.
Feng W B, Liu Z Q, Xu L H, et al. Design method for high-performance liquid crystal lens[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(2): 0223001.
- [29] Ma H Y, Liao Q M, Zhang J C, et al. An α -matte boundary defocus model-based cascaded network for multi-focus image fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 8668-8679.
- [30] Drozdov G, Shapiro Y, Gilboa G. Robust recovery of heavily degraded depth measurements[C]//2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV), October 25-28, 2016, Stanford, CA, USA. New York: IEEE Press, 2016: 56-65.
- [31] Levin A, Lischinski D, Weiss Y. A closed-form solution to natural image matting[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 228-242.
- [32] Woodford O, Torr P, Reid I, et al. Global stereo reconstruction under second-order smoothness priors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(12): 2115-2128.
- [33] Zhang Y D, Funkhouser T. Deep depth completion of a single RGB-D image[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 175-185.
- [34] Kirillov A, Wu Y X, He K M, et al. PointRend: image segmentation as rendering[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 9796-9805.

Depth Estimation Using Polarizer-Free Liquid Crystal Lens

Lai Wenjie¹, Liu Zhiqiang¹, Sun Tao², Hu Xiao^{1*}

¹*School of Optoelectronic Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610000, Sichuan, China;*

²*Armored Forces Research Institute, Army Research Academy, Beijing 100072, China*

Abstract

Objective Vision-based depth estimation is an important research direction of computer vision, which is of great significance to three-dimensional (3D) reconstruction, semantic segmentation, navigation, etc. The monocular depth estimation scheme has the advantages of low cost and easy installation, which cannot be realized by binocular stereo vision and lidar, and it has received more and more attention in recent years. There is a strong correlation between the out-of-focus image degradation and the location of the object being photographed, which can be used as a source of information for monocular depth estimation. Traditional depth estimation algorithms based on depth from defocus (DFD) use mechanical zoom, which results in misaligned images. In addition, mechanical zoom has certain disadvantages in terms of response speed, accuracy, and service life. To avoid these problems, Ye et al. used the liquid crystal lens as the zoom device to implement the DFD algorithm. Liquid crystal lens imaging requires the use of polarizers to filter ordinary light (o-light), so as to reduce the incoming light by half. Ye et al. proposed a liquid crystal lens imaging technology without polarizers. They collected two images: one with voltage applied to the liquid crystal lens, and the other without voltage. They used the image without voltage to obtain the o-light component and subtracted the o-light component from the image taken under voltage to obtain an extraordinary light (e-light) image. The non-polarizer liquid crystal lens imaging scheme requires the collection of at least two images for a single focus setting. If this scheme is employed for DFD, at least four images need to be collected. However, the use of image enhancement techniques such as image filtering to suppress noise can result in the loss of valuable image information. In this work, we propose a polarizer-free scheme that is well-suited for DFD. This scheme eliminates the need for collecting additional images and requires only the capture of two out-of-focus images by using a polarizer-free liquid crystal lens. We demonstrate that the scheme could further improve the accuracy of depth estimation while simplifying system components.

Method We first established a blur degradation model for liquid crystal lens imaging without polarizers. To simulate the blur degradation under o-light and e-light, we utilized a Gaussian model. Considering that o-light and e-light accounted for nearly 50% of natural light, we simply summed half of the blur degradation models of o-light and e-light to obtain the blur degradation model of natural light. We improved the defocus equalization algorithm by incorporating a weighted deviation function that accounted for depth inconsistency within the local window. In order to obtain the confidence of depth

estimation in the spatial domain, we introduced a brightness correction factor to remove the brightness inconsistency. In addition, we introduced semantic segmentation as a guide template and employed the Laplacian matting algorithm to carry out the depth completion. Moreover, we conducted a theoretical analysis of the error associated with the depth estimation algorithm using polarizer-free imaging. Our analysis showed that the effective depth of field of this algorithm was larger than that of the scheme using a polarizer.

Results and Discussions We compared the effect of initial depth estimation (without error rejection and depth completion) of liquid crystal imaging systems without polarizers and with polarizers on slope and plane scenes, and the depth of the slope ranges from 0.61 to 1.00 m. For the slope scene, the captured images and the depth estimation results are shown in Fig. 8. For the plane scene, the captured images and depth estimation results are shown in Fig. 9. It can be seen that for a plane scene, the accuracy of depth estimation with and without a polarizer is similar. As for the slope scene, it can be seen from the framed area that the effect of depth estimation without a polarizer is better than that with a polarizer. The numerical comparison results are shown in Table 2. The comparison data of the slope and the plane scenes show that for a certain fixed depth, the effect of depth estimation with and without a polarizer is close. For scenes with depth changes (slope scenes), the range of defocus spot radius is relatively large. According to the analysis of the error model in this study, it can be known that the polarizer-free system can tolerate a larger range of changes in spot size, and it can achieve better results under large spots. At the same time, it exhibits stronger stability against noise disturbance. It can be seen from the experimental data that in the scene of depth changes, the polarizer-free system has a better performance [its root mean square error (RMSE) is reduced by 25%]. We also verified the proposed depth estimation scheme for liquid crystal lenses without polarizers in complex scenes by placing different targets at different depths. The depth ranges of different targets are shown in Table 3. We first compared the difference between the input images with and without polarizers, As shown in Fig. 10, adding a polarizer reduces the amount of light entering the image, which requires increasing the exposure time or adjusting the exposure gain to maintain the same brightness as the image without a polarizer. However, this results in an increase in image noise. At the same time, the depth of field of the image taken without a polarizer is greater, and it can ensure that the radius of the equivalent blurred spot is maintained at a smaller value and that the DFD algorithm can achieve better results in a relatively large depth range. The image results are shown in Fig. 11, and the numerical results are shown in Table 4. In addition, by comparing the sixth and seventh rows of Table 4 with the sixth and seventh columns of Fig. 11, it can be seen that after adding instance segmentation, the RMSE decreases by 42%, and AWT_{125} increases by 26%. Therefore, estimation accuracy has been significantly improved.

Conclusions In this study, we proposed a depth estimation scheme for liquid crystal lenses without polarizers. The theoretical error analysis and experimental results show that the depth estimation scheme of liquid crystal lenses without a polarizer has more advantages than that with a polarizer. Compared with the traditional polarizer-free solution, the depth estimation scheme for the polarizer-free liquid crystal lens proposed does not simply subtract the component of o-light but uses the blur caused by the o-light in the depth estimation to further improve the accuracy of depth estimation. Removing the polarizer reduces the complexity of the optical system. This is of great significance for the use of liquid crystal lens imaging (especially small aperture) in actual scenes. We improved the unbiased defocus-equalization filter (UDE) algorithm, introduced a weighted energy function and light intensity correction factor, and used instance segmentation to complete the image. The results show that our improvement can effectively enhance the accuracy of the algorithm.

Key words machine vision; polarizer-free; liquid crystal lens; out of focus depth estimation; unbiased filters; instance segmentation