

一种大视场红外相机的畸变校正方法

田三虎, 赵劲松, 何红星, 陈树刚, 康丽珠, 唐鑫, 刘咏梅, 赵小童

(昆明物理研究所, 云南 昆明 650223)

摘要: 本文针对大视场红外相机的畸变校正过程复杂的问题, 提出了一种新的畸变校正方法。首先, 选择单参数除法模型 (division model, DM) 作为相机畸变模型, 使用改进的加速特征稳健算法 (speed-up robust features, SURF) 自动获取两幅有相同场景的畸变红外图像的特征点对, 然后利用九点非迭代算法和核密度估计方法获取图像的畸变参数, 最后根据求得的畸变参数使用基于边缘保持的灰度插值方法对图像进行畸变校正。在整个过程中, 不需要预先知道相机的参数和场景信息, 通过输入两幅具有相同场景的图像, 完成畸变校正, 为大视场红外相机的畸变校正提供了一种新的解决方法。实验结果表明, 使用该方法对大视场红外相机进行畸变校正具有可行性和鲁棒性。

关键词: 大视场红外相机; 畸变校正; 自标定; 除法模型

中图分类号: TN216

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2024)05-0584-08

Distortion Correction Method for Large Field-of-View Infrared Camera

TIAN Sanhu, ZHAO Jinsong, HE Hongxing, CHEN Shugang,

KANG Lizhu, TANG Xin, LIU Yongmei, ZHAO Xiaotong

(Kunming Institute of Physics, Kunming 650223, China)

Abstract: This paper proposes a distortion correction method suitable for large field of view infrared cameras. First, the single-parameter division model is selected as the camera distortion model, and the improved speed-up robust features algorithm is used to automatically obtain the feature point pairs of two distorted infrared images with the same scene. The nine-point non-iterative algorithm and kernel density estimation method are then used to obtain the distortion parameters of the image. Finally, according to the obtained distortion parameters, the grayscale interpolation method based on edge preservation is used to correct the distortion of the image. In the entire process, it is not necessary to determine the parameters and scene information of the camera in advance, and the distortion correction is completed by entering two images with the same scene, which provides a new solution for the distortion correction of large-field infrared cameras. The experimental results show that it is feasible and robust to use this method to correct the distortion of large field infrared cameras.

Key words: large field-of-view infrared camera, distortion correction, self-calibration, division model

0 引言

当前在核电监测、无人机遥感和军事等领域都经常采用红外成像系统, 且都要求有一个大的视场, 以获取更多的有效消息。但是大视场会带来成像畸变的问题, 成像畸变导致像点与物点定位关系不准确, 影响成像效果。想要利用这些具有严重畸变的图像就需要对其进行畸变校正。使用传统光学的办法进行畸变校正会导致以下问题:

1) 光学系统尺寸增大, 变得复杂, 不利于很多使用场景下的小型化要求;

2) 由于光线的透过率会随透镜的数量增加而降低, 红外波段的光学镜头受限于使用材料, 透过率衰减更为突出。

因此, 通常都采用图像处理的办法来校正畸变, 可以避免上述问题, 且校正效果优良。

对相机进行畸变校正可以分为两步, 第一步就是获取畸变参数, 称之为相机标定; 第二步是根据标定

收稿日期: 2023-09-09; 修订日期: 2023-12-11.

作者简介: 田三虎 (1995-) 男, 河南驻马店人, 硕士研究生, 研究方向为相机标定和图像处理。E-mail: hfut_tsh@163.com.

的畸变参数对畸变图像还原^[1-2]。在进行标定时,通常利用标定板对相机进行标定^[3],这种方法过程比较繁琐,且对标定板精度要求较高,而红外标定板由于成像原理导致加工更为困难。因此,更适合采用自标定的方法进行红外相机标定。自标定方法可以通过两幅图像中特征点对的坐标关系,来标定畸变参数^[4]。常用的自标定方法又以非线性迭代的方法为主,但是非线性迭代的方法涉及到相机内参、畸变参数初值的选择,且对初值敏感。除此之外还有非迭代的方法求解相机的畸变参数。

文献[5]通过实验仿真结果证明了摄像机参数关联的问题,提出可以通过其他算法来替代非线性迭代从而获得需要的参数。文献[6]提出了九点非迭代优化算法对相机进行标定,但这种方法对图像质量要求高,不能直接适用于红外相机。

本文使用了非迭代的方法对大视场红外相机进行标定。在不知道场景信息和相机参数的前提下,用一种改进算子的 SURF 算法对畸变图像进行特征点检测与匹配,使用除 DM 模型和核密度估计算法对相机进行标定,并采用基于边缘保持的插值方法对畸变图像进行校正。

1 成像原理和畸变定义

1.1 成像原理

相机的成像过程涉及到坐标系的转换,经典成像过程就是在 4 个坐标系中投影映射的过程,如图 1 所示。所遵循的模型为针孔成像模型,物点的物像之间的理想关系是线性关系,也称为线性投影模型。

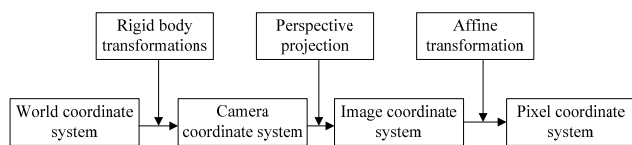


图 1 坐标系之间的投影映射

Fig.1 Projection mapping between coordinate systems

大视场相机为了使用有限大的成像器件获取更大的视场,使用的成像模型是非线性模型,常见的有等距投影模型、等区域投影模型、正射投影模型、球面投影模型。这些模型投影半径与视场角之间的投影关系如图 2 所示,编号 1~5 的曲线分别是线性投影模型、球面投影、等距投影、等区域投影、正射投影。

1.2 畸变定义

相机的光学畸变是成像过程中的非线性几何失真导致的,这种畸变是由多种类型的畸变组合起来的,通常包括径向畸变(Radial distortion)、切向畸变(Tangential distortion)和薄棱镜畸变(Thin prism

distortion)等这几种类型^[7]。

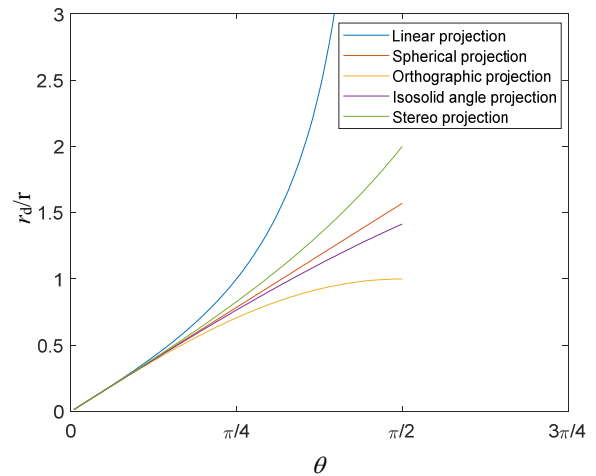


图 2 不同成像模型的视场角与投影半径关系

Fig.2 The relationship between the field of view and the projection radius of different imaging models

径向畸变是光学畸变中对成像效果影响最大的,表现为成像点沿着径向方向有向内或向外的偏移,其中向内偏移为负畸变,向外偏移为正畸变。假设物面为正方形,则正畸变表现为枕形畸变,负畸变表现为桶形畸变,如图 3 所示。

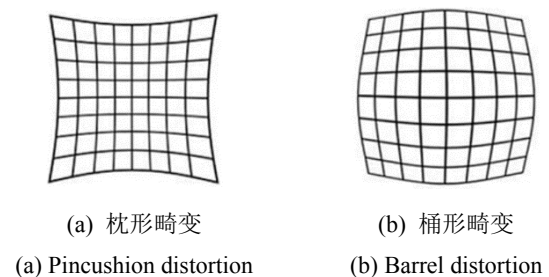


图 3 畸变的两种表现形式

Fig.3 Two manifestations of distortion

根据相机模型,径向畸变可用下式表示为:

$$\begin{cases} \hat{x}_d = x[1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \dots] \\ \hat{y}_d = y[1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \dots] \end{cases} \quad (1)$$

上式表示径向畸变和半径 r 的偶次方正相关,其中 k_1 决定了图像中心位置畸变较小, k_2 决定边缘区域畸变量较大。对于鱼眼相机一般需要 3 阶以上进行描述。

除径向畸变以外,根据相机的内部构造及安装工艺水平可知,不能完全共线的光学系统的镜头光轴产生了偏心畸变;根据 Brown-Conrady^[8]提出的模型,这种畸变由径向分量和切向分量共同产生,它使成像过程中的实际的成像点在径向和切向都产生微小偏移,将偏心畸变分解到平面坐标系的 x 、 y 轴,可得数学表达为:

$$\begin{cases} \hat{x}_d = p_1(3x^2 + y^2) + 2p_2xy \\ \hat{y}_d = p_2(x^2 + 3y^2) + 2p_1xy \end{cases} \quad (2)$$

式中： p_1 和 p_2 是为泰勒展开后的切向畸变系数； (x, y) 是理想坐标点。

由于偏心畸变的系数 p_1 、 p_2 远小于泰勒展开的径向畸变的系数 k_1 、 k_2 ，因此偏心畸变在数量上要比径向畸变小得多，在进行校正时通常只考虑径向畸变的影响。

2 参数标定与畸变校正

2.1 径向畸变模型

畸变图像的畸变是多种畸变共同作用的结果，但对相机的成像效果影响最大的是径向畸变，因此进行畸变校正时，仅考虑径向畸变。由于镜头的实际成像模型较为复杂，一般都采用多项式模型来近似。

假设无畸变图像上一点坐标为 $\mathbf{x}_u = (x_u, y_u)^T$ ，在畸变图像上对应的点坐标为 $\mathbf{x}_d = (x_d, y_d)^T$ ，多项式模型可表示为：

$$\mathbf{x}_u - \mathbf{e} = (\mathbf{x}_d - \mathbf{e})L(r_d, k) \quad (3)$$

式中： $\mathbf{e} = (x_0, y_0)^T$ 为畸变中心坐标：

$$L(r_d, k) = 1 + k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4 + k_3 r_d^6 + \dots$$

$$r_d = \sqrt{(x_d - x_0)^2 + (y_d - y_0)^2}$$

上述多项式模型（Polynomial model, PM）称为乘法模型，在描述较大的畸变时需要使用高阶PM模型，但是参数过多会导致求解困难。Fitzgibbon提出了除法模型，在参数较少的情况下，DM模型具有更强大的畸变描述的能力^[9]，且便于求解。DM模型可表示为：

$$\mathbf{x}_u - \mathbf{e} = \frac{(\mathbf{x}_d - \mathbf{e})}{L(r_d, k)} \quad (4)$$

本文使用单参数的DM模型，即：

$$\mathbf{x}_u - \mathbf{e} = \frac{\mathbf{x}_d - \mathbf{e}}{1 + k r_d^2} \quad (5)$$

2.2 特征点的检测与匹配

本文中的自标定算法利用的是红外图像中的特征点满足的几何约束关系，所以首先要提取出红外图像中的特征点并能将它们正确匹配。因为图像存在较大畸变，所以需要选择一种适用于具有较大畸变的红外图像的方法。

红外图像相比于可见光图像存在分辨率低、对比度低、信噪比低、信息量少的特点，因此针对可见光

的特征点检测方法不能直接用于红外图像，需要针对红外图像进行改进。

SURF算法是对SIFT算法的一种改进，提高了运算速度和鲁棒性。经典SURF算法的特点是：①SURF特征是图像的局部特征，它对旋转、尺度缩放、亮度变化保持不变性，对视角变化、仿射变换、噪声也保持一定程度的稳定性；②独特性好；③多量性；④可扩展性强。但是也存在一些不足：①特征点精度不高；②提取的特征点容易存在错误检测，导致特征点信息的冗余，稳定性差^[10]。在对红外图像进行特征点提取时，这些问题更为凸显。因此，本文在使用SURF算法进行特征点提取时，使用了一种改进的SURF算子，用来对特征点进行提纯，剔除一些错误的特征点。具体做法是引入局部二维熵来进一步刻画特征点的独特性，通过对比特征点的局部二维熵与阈值的关系来实现特征点的提纯^[11]。

局部二维熵的定义为：

$$H = - \sum_{i=0}^{255} \frac{f(i, j)}{N^2} \log_2 \frac{f(i, j)}{N^2} \quad (6)$$

式中： i 表示像素的灰度值； j 表示邻域灰度均值； $f(i, j)$ 表示 (i, j) 出现的频数； N 代表尺度。

改进的SURF特征点检测过程如图4。

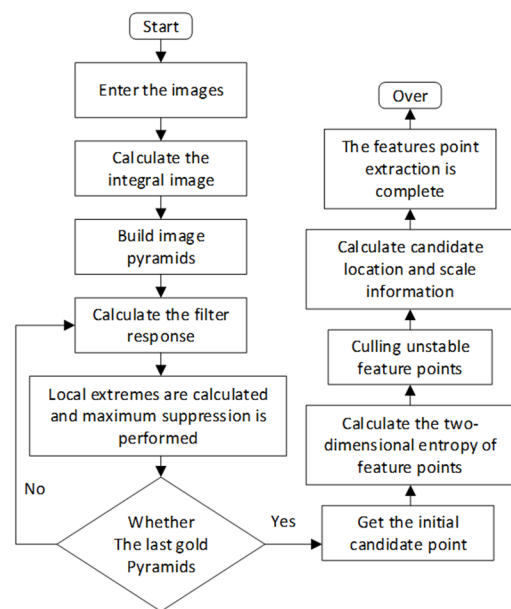


图4 改进的SURF算法特征点检测流程

Fig.4 Improved SURF algorithm extracts feature point flowcharts

在对检测到的特征点进行提纯后，我们使用双向匹配算法对特征点进行匹配。

2.3 相机的标定

由对极几何关系和基础矩阵我们可以知道，同一场景两幅无畸变图像中的一对成像点 $\mathbf{x}_u = (x_u, y_u)^T$ ， \mathbf{x}_u'

$= (x_u', y_u')^T$, 设畸变中心 e 为坐标原点, 则两者之间满足:

$$x_u' F x_u = 0 \quad (7)$$

式中: F 是基本矩阵^[12], 将式(5)代入式(7)中可得到:

$$\left[\frac{x_d'}{1 + kr_d'^2} \right]^T F \left[\frac{x_d}{1 + kr_d^2} \right] = 0 \quad (8)$$

将图像上两点坐标用齐次坐标表示, 进行坐标还原后在方程的两边均乘以 $(1 + kr_d^2)$, 不改变等式的恒等性。使用直积 (Kronecker 积) 把基础矩阵 F 拉直, 则式(8)变为如下形式:

$$(x_d', y_d', 1 + kr_d'^2) \otimes (x_d, y_d, 1 + kr_d^2) \bar{F} = 0 \quad (9)$$

式(9)表示了两幅畸变图像中一对成像点之间的关系。当两幅图像中 9 对成像点堆积起来时, 我们就可以得到一个关于基础矩阵拉直后向量 f 的齐次线性方程组:

$$M(x, x', k)f = 0 \quad (10)$$

式中: 矩阵 M 称为测量矩阵; x 和 x' 表示 9 对成像点坐标的堆积; f 表示基础矩阵 F 的拉直向量。为方便书写, 以下 $M(x, x', k)$ 记为 M 。

由基础矩阵的性质可以知道, 等式(10)的解必须是一个奇异矩阵, 于是可以得到如下两个等式:

$$\det(M) = 0 \quad (11)$$

$$\det(\text{Mtx}[\text{Ker}[M]]) = 0 \quad (12)$$

式中: $\text{Ker}[]$ 表示零空间算子; $\text{Mtx}[]$ 表示将向量转为矩阵的运算。在式(11)中, 仅包含有一个未知数 k , 于是可以得到一个关于 k 的 6 阶多项式方程, 求解出 k 。

虽然理论上有 9 对匹配点就能求得 k 值, 但是由于噪声与误差的影响, 求得的 k 值会非常不稳定, 可以通过使用多组匹配点进行重复计算来提高结果的稳定性。

通过实验发现, 在进行多组实验时, 求得的 k 值始终包围着真正的根, 于是可以采用核密度估计的方法来估计根值。

这种方法就是使用核密度估计去寻找最大峰值分布的概率, 最大峰值对应的位置就是我们要找的最优根值。假设对随机变量进行核密度估计:

$$\hat{f}_h(x) = \sum_{i=1}^n \frac{K(x_i - x)}{h} \quad (13)$$

式中: $K()$ 表示核函数; h 表示带宽。高阶方程求得的根作为随机变量。选择带宽为 0.3 的高斯核来估计概率密度函数, 基于对实根的概率密度估计, 很容易得到最优根。

2.4 畸变校正

图像畸变校正的过程就是根据相机的畸变模型, 将畸变图像恢复成无畸变图像的过程。这个过程需要将无畸变图像的每个像素坐标映射到畸变图像上, 但通常情况下, 得到的坐标映射结果不是一个整数, 因此需要对坐标像素进行插值运算。

在进行坐标变换时, 我们使用逆向映射, 通过计算无畸变图像任意像素点经映射后在畸变图像中的坐标位置进行校正, 这样可以减少计算量。

最常使用的插值方法包括: 临近点插值, 双线性插值, 双三次插值。临近点插值计算量最小, 但是效果不好, 会存在明显的灰度不连续性。双线性插值在边缘处过渡较为自然, 但是也会导致损失图像高频细节, 使轮廓变得模糊。双三次插值效果最好, 但是计算量非常大, 不利于图像畸变校正的实际应用。因此提出一种基于边缘保持的灰度插值方法。基于边缘保持的灰度插值方法可以通过计算插值区域的局部标准差, 判断插值区域属于平滑区域或者边缘区域。在图像平滑区域使用双线性插值, 减少计算量的同时也不会导致边缘模糊; 在边缘区域使用双三次插值, 保证图像细节和边缘。

基于边缘保持的插值算法主要思路是: 首先确定阈值 T , 计算当前像素区域标准差; 如果当前区域像素标准差小于 T , 则表明它在平滑区域, 当前像素选择用邻域加权替代; 如果当前区域像素标准差大于 T , 则表明它在边缘区域, 属于边缘点, 此时选择用最大梯度方向的像素点代替当前像素。实现流程如图 5 所示。

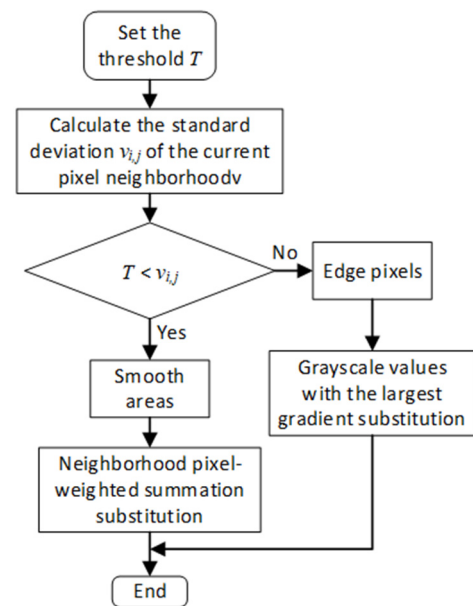


图 5 基于边缘保持的插值方法原理

Fig.5 The principle of interpolation method based on edge holding

3 实验结果及分析

为了验证理论算法的有效性,本文使用大视场红外相机进行了实验。使用的相机为中波红外相机,探测器响应波段为 $3.3\sim 4.3\mu\text{m}$,系统输出图像分辨率为 1280×1024 ,图像为16bit,水平视场角约 50° ,最大畸变约40%。该系统的光学畸变设计结果如图6所示,可以清楚地看到畸变率随视场角的增大而快速增大,符合2.1节中径向畸变模型的预测结果。本文的实验算法均在同一台电脑上进行,电脑配置为:CPU Intel i7 9750,内存16GB,操作系统为Windows 10 旗舰版;运行环境:Matlab 2020a。

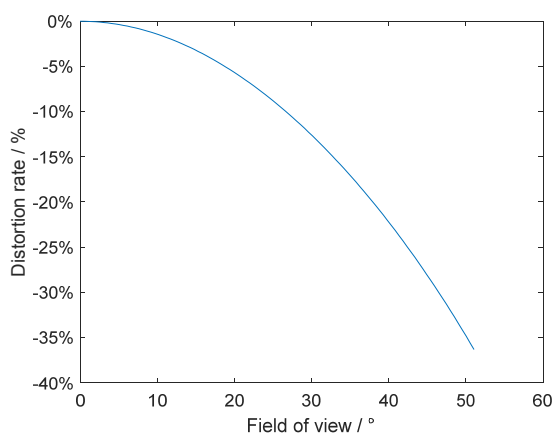


图6 光学系统的理论畸变曲线

Fig.6 Theoretical distortion curve of an optical system

使用大视场红外相机对室外场景进行拍摄,对同一场景从不同位置或角度拍摄两张图像,并对图像进行简单预处理,便于后续利用,如图7所示。

使用改进算子的SURF算法对两张红外图像进行特征点检测,并使用双向匹配算法进行特征点匹配,得到的结果如图8所示。从图8可以看到,使用改进算子的SURF算法可以自动获得特征匹配点对,且准确率较高。



(a) 畸变红外图像 1

(a) Distorted infrared image 1



(b) 畸变红外图像 2

(b) Distorted infrared image 2

图7 采集的畸变红外图像

Fig.7 Acquired distorted infrared images

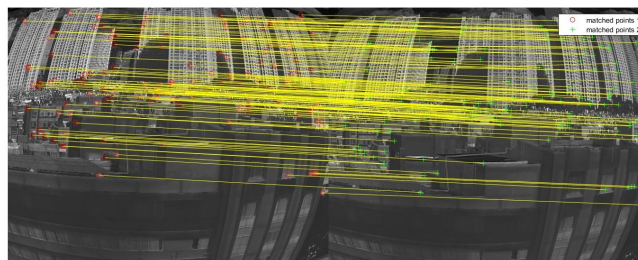


图8 特征点检测与匹配结果

Fig.8 The results of feature point detection and matching

根据2.3节的方法标定相机的畸变参数,我们默认采用文献中常用的方法,设畸变中心坐标为图像中心,即:

$$\mathbf{e} = \left(\frac{\text{IMW} + 1}{2}, \frac{\text{IMW} + 1}{2} \right)^T \quad (14)$$

将匹配到的坐标点每9对堆叠在一起作为一组,可以得到一个关于畸变参数 k 的6阶方程,并使用Matlab自带的solve函数求解方程的实根。将多组匹配点对求解出的畸变参数的实根,作为样本集,并使用基于核密度估计的方法求取最优解。在进行这一步时,可以将图像坐标归一化,有利于提高畸变参数的估计精度。基于单参数DM模型的畸变参数 k 值范围在 $-2\sim 2$ 之间。

设置带宽为0.3,得到实根的概率密度分布曲线如图9所示,由图9可知求得的最优解为 $k = -0.8725$ 。

对畸变图像进行校正时,使用后向映射的方法,需要用 r_u 来表示 r_d ,即:

$$r_d = \frac{\sqrt{1 - 4kr_u^2}}{2kr_u} \quad (15)$$

然后使用基于边缘保持的插值方法对校正后坐标不是整数的像素进行灰度插值运算,最终得到校正

后的图像。从图 10 可以看出,图像保持了良好的边缘特征,没有出现插值导致的锯齿和模糊现象。而且建筑的边缘基本都变成了直线,这意味着原图像中的畸变得到了校正。

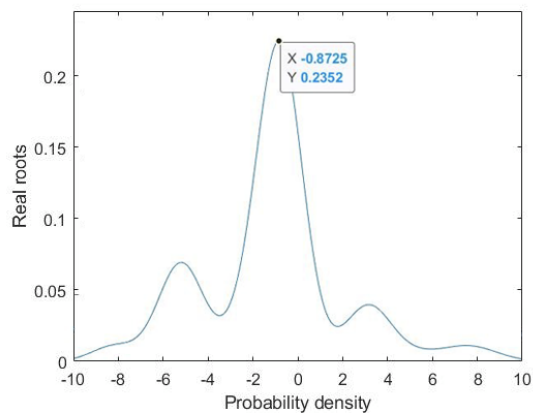


图 9 实根分布密度曲线

Fig.9 Distribution density curve of solid roots

图 11 对比了校正前后图像像高的变化。校正前,像高与视场角的关系符合鱼眼投影模型,导致了畸变;校正后,像高与视场角的关系符合线性投影模型,消除了畸变。



(a) 校正后的红外图像 1
(a) Corrected infrared image 1



(b) 校正后的红外图像 2
(b) Corrected infrared image 2

图 10 第一组校正结果

Fig.10 Group 1 corrected results

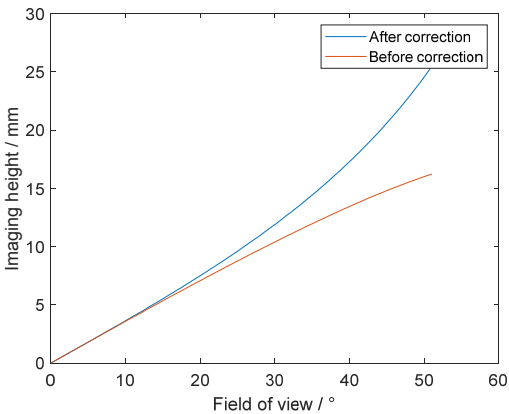


图 11 校正前后像高的变化

Fig.11 Variation in image height before and after correction

为了验证这种方法对于不同畸变程度的图像的有效性,本文使用畸变程度不同的图像进行了实验。图 12 中的红外图像畸变率小于 10%,用上述方法进行畸变校正后得到图 13,从图像中可以看出,房顶边缘处的弧线基本变为直线,图像边缘处的楼房畸变消失,校正效果较为理想。



(a) 畸变红外图像 3
(a) Distorted infrared image 3



(b) 畸变红外图像 4
(b) Distorted infrared image 4

图 12 畸变程度较低的红外图像

Fig.12 Infrared images with low distortion



(a) 校正后的红外图像 3
(a) Corrected infrared image 3

(b) 校正后的红外图像 4
(b) Corrected infrared image 4

图 13 第二组校正结果

Fig.13 Group 2 corrected results

本文的方法对畸变程度不同的红外图像都实现了畸变校正,且效果较为理想。以上结果说明本文提出的方法对大视场红外图像的畸变校正具有可行性和普适性,能有效处理各种程度的径向畸变。受限于不同畸变程度图像数据的不足,因此,本文未能通过具体实验确定此畸变校正方法的校正上限,但是通过参考可见光图像畸变校正和像差校正的相关文献^[13-14],在不考虑特征点检测与匹配误差影响的情况下,该方法可以做到对视场约 180°的鱼镜头进行畸变校正。

4 总结

本文通过输入同一相机拍摄的两幅相同场景的图像,实现了大视场红外相机的畸变自动校正,为大视场红外相机的畸变校正提供了一种可行的方案。该方法不需要人工参与,且不需要预先知道相机本身的参数信息,即可完成畸变校正。但是仍然存在一些不足,在标定畸变参数时,需要的特征点对数量较多,否则会导致求解的最优解陷入局部最优。因此在进行图片选取时,需要两幅图像尽可能包含较多的相同场景,便于进行特征点检测时,两幅图像中能够尽可能地获取到更多的特征点对。除此之外,本文的算法在校正畸变图像时,导致了原有的视场有所减小,这些都需要进行后续的优化和修正。

参考文献:

[1] 黄文文, 彭小红, 李丽圆, 等. 相机标定方法及进展研究综述[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(16): 1600001. DOI:10.3788/LOP221494.
HUANG Wenwen, PENG Xiaohong, LI Liyuan, et al. Camera calibration method and progress research review[J]. *Advances in Laser and Optoelectronics*, 2023, 60(16): 1600001. DOI:10.3788/LOP221494.

[2] 叶晴旻. 大视场相机畸变校正相关技术的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.

YE Qingmin. Research on Distortion Correction Technology of Large Field Camera[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.

[3] Tsai R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[C]//*IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, 1987, 3(4): 323-344.

[4] 孟晓桥, 胡占义. 摄像机自标定方法的研究与进展[J]. 自动化学报, 2003, 29(1): 110-120.
MENG Xiaoqiao, HU Zhanyi. Research and progress of camera self-calibration method[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(1): 110-120.

[5] WENG J, Cohen P, Herniou M. Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(10): 965-980.

[6] LI Hongdong, Hartley R. A non-iterative method for correcting lens distortion from nine point correspondences[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 2005: 273-282.

[7] 刘亚强, 陈文艺. 桶形畸变图像的一种校正方法[J]. 西安邮电大学学报, 2012, 17(2): 27-30.
LIU Yaqiang, CHEN Wenyi. A correction method for barrel distortion images[J]. *Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications*, 2012, 17(2): 27-30.

[8] Conrady B. Lens-systems, Detected[J]. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 1919, 79: 384-390.

[9] Claus D, Fitzgibbon A W. A rational function lens distortion model for general cameras[C]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005: 213-219.

[10] 杨济瑞, 张晓燕, 罗攀. 基于图像匹配的特征点检测方法综述[J]. 电子测试, 2021(6): 53-54. DOI: 10.3969/j.issn. 1000-8519.2021.06.022.
YANG Jirui, ZHANG Xiaoyan, LUO Pan. Review of feature point detection methods based on image matching[J]. *Electronic Testing*, 2021(6): 53-54. DOI: 10.3969/j.issn. 1000-8519.2021.06.022.

[11] 陈秀芳. 基于改进 SURF 的图像匹配算法研究[D]. 大庆: 东北石油大

学, 2021. DOI:10.26995/d.cnki.gdqsc.2021.000228.
CHEN Xiufang. Research on Image Matching Algorithm Based on Improved SURF[D]. Daqing: Northeast Petroleum Science, 2021. DOI:10.26995/d.cnki.gdqsc.2021.000228.

[12] Hartley R, Kang S B. Parameter-free radial distortion correction with centre of distortion estimation[C]//*International Conference on Computer Vision. IEEE*, 2005:1834-1841. DOI: 10.1109/ICCV.2005.184.

[13] 任德清, 张天宇, 王钢. 改进型高性能静态像差校正技术[J]. *光电子学*, 2022, **49**(3): 210319.

程, 2022, **49**(3): 210319.
REN Deqing, ZHANG Tianyu, WANG Gang. An optimized high-performance technique for adaptive optics static aberration correction[J]. *Opto-Electron Eng*, 2022, **49**(3): 210319.

[14] 石恬. 车载鱼眼相机自标定研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015. DOI:10.7666/d.D01066412.

SHI Tian. Research on Self-calibration of Vehicle-Mounted Fisheye Camera[D]. Xi'an: Xidian University, 2015. DOI:10.7666/d.D01066412.