

基于数字微镜成像系统的像素级映射方法

王惟婧, 张福民, 冯 维, 曲兴华

天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072

摘要 为实现基于数字微镜器件(DMD)高动态范围成像系统中的 DMD 微镜与 CCD 像素间的高精度映射,提出了三种不同的像素级映射算法。介绍了基于 DMD 的高动态范围成像系统,分析了其映射原理以及映射的必要性,采用直接线性变换算法、非线性多项式畸变拟合算法和反向传播神经网络算法进行映射,并将其理论方法与成像系统相结合。通过图片测试,得到相应的参数并计算其误差,其中误差最小的是多项式畸变拟合映射算法,其均方根误差为 1.02 pixel,即认为该算法可达到像素级映射的目标。该算法拟合了部分畸变误差,满足成像系统像素级映射的需求。

关键词 成像系统; 数字微镜器件; 映射; 直接线性变换算法; 多项式畸变拟合; 反向传播神经网络

中图分类号 O439 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.1211001

Pixel-Level Mapping Method Based on Digital Micromirror Imaging System

Wang Weijing, Zhang Fumin, Feng Wei, Qu Xinghua

*State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments,
Tianjin University, Tianjin 300072, China*

Abstract In order to achieve the high precision mapping between digital micromirror device (DMD) micromirrors and CCD pixels in high dynamic range imaging system based on DMD, three different pixel-level mapping algorithms are put forward. The high dynamic range imaging system based on DMD is introduced, and the mapping principle and necessity are analyzed. The proposed algorithms are used to map, including the direct linear transformation algorithm, nonlinear distortion polynomial fitting algorithm and back propagation neural network algorithm. And the theoretical methods are combined with the imaging system. The corresponding parameters are obtained and the error data are calculated by image testing. The error of fitting polynomial distortion mapping algorithm is minimum, and the root mean square error is 1.02 pixel, which can reach the pixel-level error. This algorithm fits the partial distortion error mapping at pixel-level and meets the needs of the imaging system.

Key words imaging systems; digital micromirror device; mapping; direct linear transformation algorithm; distortion polynomial fitting; back propagation neural network

OCIS codes 110.2970; 220.1140; 230.3990

1 引 言

光电成像设备评价的重要指标之一就是动态范围,普通光电成像设备的可探测动态范围一般在 48 dB 以上,但难以满足空间目标成像探测和科学成像应用 100 dB 以上的需求。CCD 或 CMOS 图像传感器是目前主要的空间目标探测应用成像器件,其成像动态范围仍不能达到科学探测的要求。因此,如何提高成像系统的动态范围是目前光学探测成像设备亟待解决的关键问题之一。

近年来,随着新型的成像前光学调制技术的出现,在成像前利用数字微镜器件(DMD)芯片进行光学调

收稿日期: 2017-06-21; **收到修改稿日期:** 2017-07-24

基金项目: 国家自然科学基金(51775379,51675497)、北京市自然科学基金(3162034)、质检总局科研项目(ANL1617)

作者简介: 王惟婧(1993—),女,硕士研究生,主要从事光学成像方面的研究。E-mail: wwj_c1@163.com

导师简介: 张福民(1982—),男,博士,副教授,主要从事基于激光的大尺寸测量和光学成像方面的研究。

E-mail: zhangfumin@tju.edu.cn (通信联系人)

制,使得视觉测量系统能够实现更广的视觉空间范围、更宽的成像动态范围以及更高的测量精度和测量效率^[1-2]。DMD 与 CCD 像元之间的匹配精度会影响调光区域的对准精度,只有实现上述两者的高匹配度,才能使掩模达到高精度匹配^[3],因此选择精度高的映射算法就显得十分重要。

由于结构设计的限制以及光路共轴度等因素的影响,成像系统不可避免地存在畸变现象,映射算法的合理设计,可以有效减少系统畸变对成像质量的影响。目前关于匹配映射算法的研究较少,如电容式触摸屏和 LCD 之间的像素映射方法^[4]、基于像素角度映射的摄像机标定算法^[5]等。虽然它们能够实现空间上的映射关系,但是对于 DMD 与 CCD 所需要后续匹配的情况并不十分适用。

为实现 DMD 微镜对 CCD 像素的精确调制,根据 DMD 高动态范围成像系统的特征,本文提出了三种像素级映射方案,分别对其进行了理论分析,并应用到本文系统中;通过实验验证比较三种算法的精度,选择了误差尽可能小的算法,得到了 DMD 微镜对 CCD 像素的像素级映射匹配关系。

2 系统概述

2.1 系统基本原理

基于微电子机械系统(MEMS)的 DMD,是将若干个可转动的微型反射镜以阵列菱形的排布形式集成在芯片上。每个微反射镜以对角线为轴实现正负角度偏转,达到调制光线的目的^[6]。

根据 DMD 芯片的成像原理,设计光路以确定 CCD 相机与 DMD 芯片的相对位置,并依据测量物体光线的进入位置,设计出整个光路,最终得到完整的高动态范围成像系统。

由于成像系统存在二次成像过程,且 DMD 像面与 CCD 像面之间的距离有限,导致难以直接进行角度折叠的设计,因此选择添加全部内反射(TIR)棱镜改变光路方向。添加之后整体光路将会产生角度折叠,转变为两个垂直方向的光路。其光路成像过程为:被测物光线先后经镜头 L1 和 TIR 棱镜成像于芯片 DMD 像面上,反射光线经过 DMD 芯片表面的反射后,回到 TIR 中发生全反射,再通过镜头 L2 到达 CCD 相机并成像,如图 1 所示。

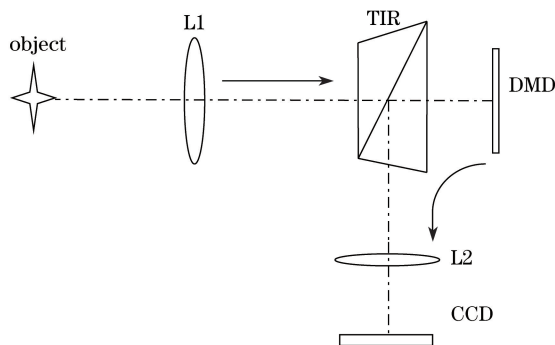


图 1 系统光路图

Fig. 1 Light path of the system

2.2 DMD 与 CCD 映射关系

在整个光路系统中,DMD 位于 CCD 之前,被测物的光线先经过 DMD 后反射到 CCD 上^[7],因此,DMD 与 CCD 具有一定的对应关系,即映射关系。DMD 每个微镜的开关状态决定了 CCD 上对应像元位置的明暗程度,为降低高动态场景中特定区域亮度,需要 CCD 上过曝光部分所对应的 DMD 微镜处于适当的关闭状态。因此,需要设计像素级的映射算法,精确地解算出 DMD 微镜与 CCD 像素之间的映射关系,才能够精确地调制成像系统中各区域的入射光强,实现高动态范围成像。

3 像素级映射算法设计

根据 DMD 与 CCD 的位置关系,考虑光路设计和畸变情况,设计出三种映射算法:直接线性变换(DLT)算法^[8]、非线性多项式畸变拟合映射算法和基于反向传播(BP)神经网络的映射算法。

3.1 DLT 映射算法

由于系统光路结构近线性,选择 DLT 算法进行映射。DLT 是在齐次坐标下将对应点成像关系写成透视投影的形式,计算式为

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中 s 为系数, (u, v) 为图像坐标系下的点的齐次坐标, (X_w, Y_w) 为世界坐标系下空间点的欧氏坐标, 表示标记点在 DMD 中的像素坐标。 \mathbf{H} 为 3×3 的透视投影矩阵, 此为需要解算的转换矩阵。

消去 s , 可以得到方程组为

$$\begin{cases} h_{11}X_w + h_{12}Y_w + h_{13} - h_{31}uX_w - h_{32}uY_w - h_{33}u = 0 \\ h_{21}X_w + h_{22}Y_w + h_{23} - h_{31}vX_w - h_{32}vY_w - h_{33}v = 0 \end{cases} \quad (2)$$

通过格拉布斯准则剔除变换误差较大的点对, 然后利用剩余的点对求取最优解的 \mathbf{H} 方阵。当剩余点对超过 4 组时, 方程组不存在精确解, 这就需要找到一个代价函数, 通过代价函数最小化的方式寻找方程组的最优解。 N 个点通过图像对应关系, 可以得到包含 $2N$ 个方程的方程组:

$$\mathbf{A}\mathbf{L} = 0, \quad (3)$$

式中 \mathbf{A} 为 $(2N \times 9)$ 的由物点像点组成的矩阵, \mathbf{L} 是由 \mathbf{H} 中的元素组成的向量, 表示为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_{w1} & y_{w1} & 1 & 0 & 0 & 0 & -u_1x_{w1} & -u_1y_{w1} & -u_1 \\ 0 & 0 & 0 & x_{w1} & y_{w1} & 1 & -v_1x_{w1} & -v_1y_{w1} & -v_1 \\ x_{w2} & y_{w2} & 1 & 0 & 0 & 0 & -u_2x_{w2} & -u_2y_{w2} & -u_2 \\ 0 & 0 & 0 & x_{w2} & y_{w2} & 1 & -v_2x_{w2} & -v_2y_{w2} & -v_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}. \quad (4)$$

$$\mathbf{L} = (h_{11}, h_{12}, h_{13}, h_{21}, h_{22}, h_{23}, h_{31}, h_{32}, h_{33})^T, \quad (5)$$

像机标定的目标就是寻找合适的 \mathbf{L} , 使得 $\|\mathbf{A}\mathbf{L}\|$ 为最小, 即求取当 $\|\mathbf{A}\mathbf{L}\|$ 取到 $\min\|\mathbf{A}\mathbf{L}\|$ 时, \mathbf{L} 的取值。

给出约束 $h_{33} = 1$, 得到:

$$\mathbf{C}\mathbf{L}' + \mathbf{B} = 0, \quad (6)$$

式中 \mathbf{L}' 为 \mathbf{L} 的前 8 个元素组成的向量, \mathbf{C} 为 \mathbf{A} 的前 8 列, \mathbf{B} 为 \mathbf{A} 的前 9 列, 可以导出 \mathbf{L}' 的求取公式为

$$\mathbf{L}' = -(\mathbf{C}^T\mathbf{C})^{-1}\mathbf{C}^T\mathbf{B}. \quad (7)$$

此时, \mathbf{L} 中的元素 $\|\mathbf{A}\mathbf{L}\|$ 为最小时, \mathbf{H} 转换矩阵中的元素是在多数据下取到的最优解。

3.2 非线性多项式畸变拟合映射算法

在基于 DMD 的高动态范围成像系统中, 采集到的图像会受各种因素的限制, 存在成像畸变。而后期的畸变校正可能会影响系统像元的映射精度, 因此, 提出了一种非线性多项式畸变拟合映射算法, 以弥补成像系统的畸变造成的映射误差^[9]。

畸变大体可以分为径向畸变 δ_r 、偏心畸变 δ_d 、薄棱镜畸变 δ_p 以及倾斜畸变 δ_1 等类型。倾斜畸变是基于物体与 CCD 之间的特殊方位产生, 会导致接收到的图像有一定的倾斜。本文所涉及的 DMD 与 CCD 之间光路主要是折叠光路, 远心镜头的本身畸变较小, 因此可考虑倾斜畸变作为主要畸变类型^[10]。

$$\begin{cases} \delta_{x1} = a_0x + a_1y + a_2xy + a_3 \\ \delta_{y1} = b_0x + b_1y + b_2xy + b_3 \end{cases} \quad (8)$$

以矩形标定板进行倾斜畸变校正, 提取特征点与理想特征点建立相应的映射函数 Δ 。若实验数据 Δ 近似为抛物线, 以 Δ 为区域修正参数表示为

$$\begin{cases} \Delta_x = a_0x^2 + a_1x + a_2 \\ \Delta_y = b_0y^2 + b_1y + b_2 \end{cases} \quad (9)$$

完整的映射模型为

$$\Delta = \delta_1 + \Delta. \quad (10)$$

设 DMD 上载图片特征点坐标为 (x, y) , 得到接收图像相应坐标为 (u, v) (Δ_x 为 u, Δ_y 为 v), 则 2 个坐标之间的映射关系可以通过多项式逼近得到:

$$\begin{cases} u = a_0x^2 + a_1x + a_2y + a_3xy + a_4 \\ v = b_0y^2 + b_1x + b_2y + b_3xy + b_4 \end{cases}, \quad (11)$$

式中 a, b 分别为畸变系数, 根据角点像素坐标待定系数求解。该模型建立了 CCD 和 DMD 之间校正畸变后的映射关系。

这种算法对于倾斜畸变的映射环节具有一定的适用性, 针对本文的高动态成像系统, 在拟合畸变的基础上实现了映射环节的建立。

3.3 基于 BP 神经网络的映射算法

考虑到系统内部畸变的不可控部分, 将系统内部环节视为全部未知, 以神经网络学习方法进行拟合^[11], 也可得到相应映射关系。BP 神经网络是一种非线性不确定性的数学模型和监督式的学习方法, 具有连续传递函数的多层前馈人工神经网络, 将 BP 算法作为基本训练方式, 高精度地拟合数据^[12], 如图 2 所示。

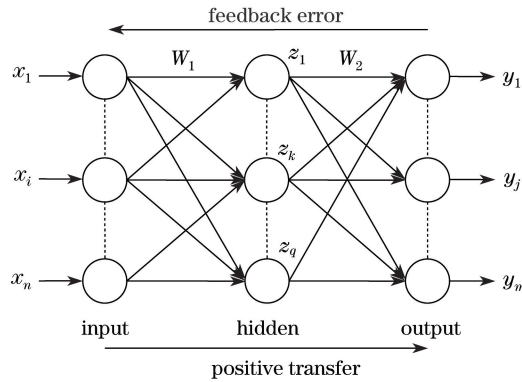


图 2 BP 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of BP algorithm

设输入层神经元为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 隐含层神经元为 $\{z_1, z_2, \dots, z_q\}$, 输出层神经元为 $\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$; 输入层与隐含层神经元之间的连接权值分别为 W_{qn}^1, W_{mq}^2 ; 隐含层与输出层激发函数分别为 f^1, f^2 ; 隐含层与输出层各神经元阈值分别为 b_{zq}^1, b_{ym}^2 。而 $W_{qn}^1, W_{mq}^2, b_{zq}^1, b_{ym}^2 \in (-1, 1)$ ^[13]。

在信息的正向传递过程中, 隐含层的神经元为 z_1 , 在输入层的各项神经元处取值, 经过相关函数连接得到:

$$z_1 = f^1[(x_1 \times W_{1,1}^1 + x_2 \times W_{1,2}^1 + \dots + x_i \times W_{1,i}^1) + b_{zq}^1]. \quad (12)$$

输出层神经元 y_1 接收隐含层各项, 经计算得到输出为

$$y_1 = f^2[(z_1 \times W_{1,1}^2 + z_2 \times W_{1,2}^2 + \dots + z_q \times W_{1,q}^2) + b_{y1}^2]. \quad (13)$$

对于误差的逆向传播, 算出期望输出与实际输出的均方根误差 $\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{obs},i} - Y_{\text{model},i})^2}{n}}$ 通过不断的迭代学习训练数据使得误差尽可能小。经过信息的正向传递和误差的逆向反馈, 不断增加学习训练数据, 使其误差趋于收敛并尽可能地减小。

由于系统为较简单的近线性结构, 因此选择三层学习方法, 即只有一个隐含层。输入层、隐含层与输出层之间通过相互作用关系拟合成近似函数, 从而得到系统的映射关系。以上载图片角点像素坐标作为输入量, CCD 接收图像角点坐标为输出量, 拆开坐标 x, y 分量, 即以双输入、双输出的方式进行训练学习。通过 Matlab 实现训练学习, 从而得到系统的内部关系。

4 映射精度验证及分析

为分别验证三种算法的精度, 设计如图 3 所示的 4×6 棋盘格标定图案(前两种方法适用), 可以解算出各算法中的相关参数。

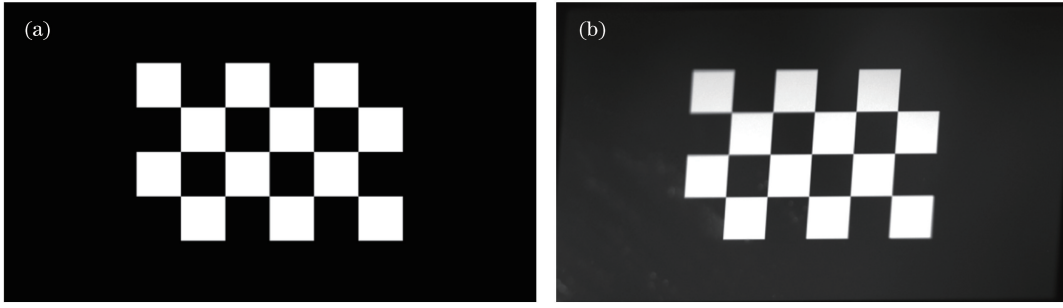


图 3 标定图片。(a) DMD 上载图片；(b) CCD 接收图像

Fig. 3 Calibration images. (a) DMD upload image; (b) image received by CCD

应用 Harris 算子解算出图 3(b)中的角点坐标,计算得到 DLT 算法的转换矩阵为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1.0359 & -0.0754 & 73.2999 \\ -0.0020 & 1.0534 & 46.6156 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

对测试图片进行检测,得到角点位置坐标,将畸变和理想图像数据分别代入多项式,通过回归拟合,求得各项系数,得到多项式算法的各项参数为

$$\begin{cases} u = -0.00001249x^2 + 0.951x - 0.0024y + 0.00000602xy - 43.328 \\ v = -0.0000044y^2 + 0.08049x + 0.9792y - 0.00001171xy - 91.5589^\circ \end{cases} \quad (15)$$

完成参数标定后需要进行误差分析,以验证各算法的映射精度。通过设计 DMD 误差标定检测图像(图 4),得到拍摄图像,根据转换矩阵可以逆推得到相应角点在 DMD 上的位置,将角点测量值与理论位置进行比较,得到相对误差。以多回型标定板形式进行误差检测。

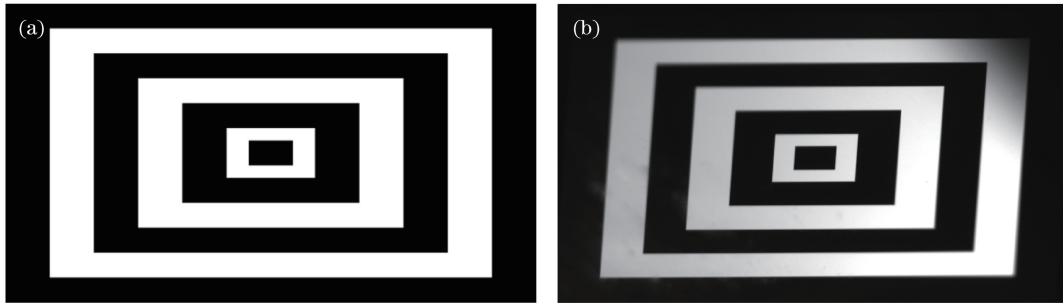


图 4 误差标定检测图片。(a) DMD 上载图片；(b) CCD 接收图像

Fig. 4 Error calibration test images. (a) DMD upload image; (b) image received by CCD

误差检测以均方根误差作为评价标准,均方根误差的值越小表示测量结果的精度越高,其表达式为

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{\text{obs},i} - X_{\text{model},i})^2}{n}}. \quad (16)$$

对于 DLT 算法和多项式算法,先进行初步标定然后用误差检测图片进行角点数据验证,应用格拉布斯准则剔除粗大误差,然后分别求出每个点的误差平均值 θ 和均方根误差 σ ,如表 1、2 所示。

由表 1 可以求得 $\sigma = 3.3866$,对于 DLT 算法,剔除粗大误差之后,平均误差为 3.34 pixel,均方根误差为 3.39 pixel,其效果一般,DMD 与 CCD 整体符合线性匹配,但是精确度不高。

由表 2 可以求得 $\sigma = 1.0191$,对于多项式畸变拟合算法,剔除粗大误差之后,平均误差为 0.91 pixel,均方根误差为 1.02 pixel,误差在 1 pixel 之内,DMD 与 CCD 匹配效果良好,畸变误差补偿有效,此算法十分适用于本文系统。

对于 BP 神经网络算法,以 9×16 棋盘格标点板,以上载图片角点像素坐标作为输入量 x, y , CCD 接收图像角点坐标为输出量 x', y' 。多次检测得到多组检测数据,经过剔除最终得到 1168 组数据,进行 BP 神经网络算法学习,完成后以 15 组数据(回型标定板角点数据)进行数据测试,同样应用格拉布斯准则剔除粗大误差,误差检测图片成像得到数据与通过 BP 神经网络学习后测试图片数据进行对比,如表 3 所示。

表 1 DLT 算法误差
Table 1 Error of DLT algorithm

No.	x	y	x'	y'	$ x-x' $	$ y-y' $	$\sqrt{(x-x')^2+(y-y')^2}$
1	720	641	721.3	643.0	1.3	2.0	2.3854
2	630	801	631.2	803.4	1.2	2.4	2.6833
3	585	881	586.1	884.1	1.1	3.1	3.2894
4	496	881	498.1	884.3	2.1	3.3	3.9115
5	585	1040	585.9	1042.6	0.9	2.6	2.7514
6	630	1120	631.7	1123.3	1.7	3.3	3.7121
7	451	1120	453.8	1122.6	2.8	2.6	3.8210
8	361	1280	363.6	1283.0	2.6	3.0	3.9699
9	271	1440	273.5	1442.5	2.5	2.5	3.5355
θ					1.8	2.7556	3.3399

表 2 多项式算法误差
Table 2 Error of polynomial algorithm

No.	x	y	x'	y'	$ x-x' $	$ y-y' $	$\sqrt{(x-x')^2+(y-y')^2}$
1	720	641	719.5634	641.5	0.4366	0.5	0.6638
2	630	801	630.0204	801.4	0.0204	0.4	0.4005
3	585	881	585.0883	881.8	0.0883	0.8	0.8049
4	496	881	497.5571	882.1	1.5571	1.1	1.9064
5	585	1040	584.4102	1039.6	0.5898	0.4	0.7126
6	630	1120	629.7063	1119.6	0.2937	0.4	0.4962
7	451	1120	452.4780	1119.7	1.4780	0.3	1.5081
8	361	1280	361.6559	1279.9	0.6559	0.1	0.6635
9	271	1440	270.4040	1439.2	0.5960	0.8	0.9976
θ					0.6351	0.5333	0.9060

表 3 神经网络 BP 算法误差
Table 3 Error of neural network BP algorithm

No.	x	y	x'	y'	$ x-x' $	$ y-y' $	$\sqrt{(x-x')^2+(y-y')^2}$
1	864	713	863.0200	710.5751	0.9800	2.4249	2.6155
2	879	525	874.3533	523.0070	4.6467	1.9930	5.0561
3	951	665	948.8224	664.0306	2.1776	0.9694	2.3836
4	958	572	954.3788	571.3168	3.6212	0.6832	3.6851
5	1115	664	1113.1360	664.6202	1.8644	0.6202	1.9649
6	1121	572	1118.9430	572.2007	2.0572	0.2007	2.0670
7	1195	712	1192.2370	711.4545	2.7631	0.5455	2.8164
8	1208	524	1204.2530	525.9572	3.7470	1.9572	4.2270
9	1353	805	1352.9920	804.4541	0.0081	0.5459	0.5460
θ					2.4295	1.1045	2.8180

由表 3 可以求得 $\sigma = 3.0894$, 最终的结果剔除粗大误差之后, 平均误差为 2.82 pixel, 均方根误差为 3.09 pixel, 误差与 DLT 算法误差相近, 即 BP 神经网络算法也可以较好地表示系统的映射关系, 实现 CCD 与 DMD 的良好匹配, 但是匹配精度一般。

综上所述,三种算法各有其特点,DLT 算法的匹配效果较差、误差较大,但是对于精度要求不高或者光路简单的系统,DLT 算法更为直观且易于理解,能够实现良好的映射匹配。多项式畸变拟合算法表达式相对复杂,但是拟合了相关畸变,匹配精度高且易于实现,适用于有一定畸变且系统不过于复杂的结构,如添加 TIR 棱镜的光路系统以及其他类似存在一定畸变的高动态成像系统中的映射环节。BP 神经网络算法需经过较为复杂的学习过程,匹配效果一般,但是能够很好地适应系统的各种变化,在系统内部未知情况下有很好的应用,同时对于为了提高动态范围再叠加 DMD 的情况或者基于 DMD 的关联成像^[14]等较为复杂的系统,该方法适应性更强。综合三种方法的理论和实验结果,结合本文系统的特征,最终采用精度最高的多项式畸变拟合算法实现映射,进行后续计算。

5 结 论

针对基于 DMD 的高动态范围成像系统中的 DMD 与 CCD 的高精度映射问题,提出并实现了包括 DLT 直接线性算法、非线性多项式畸变拟合算法和 BP 神经网络算法等可行方案。通过实验测试都能够完成匹配映射关系,其中多项式算法有较好的精度,且能校正部分畸变使得最终误差为 1.02 pixel,满足成像系统像素级映射的需求。

参 考 文 献

- [1] Du Lin, Sun Huayan, Zhang Tinghua, *et al.* High dynamic range image fusion based on camera response function[J]. Computer Engineering and Science, 2015, 37(7): 1331-1337.
都琳, 孙华燕, 张廷华, 等. 基于相机响应曲线的高动态范围图像融合[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(7): 1331-1337.
- [2] Feng W, Zhang F M, Wang W J, *et al.* Digital micromirror device camera with per-pixel coded exposure for high dynamic range imaging[J]. Applied Optics, 2017, 56(13): 3831-3840.
- [3] Ri S E, Fujigaki M, Matui T, *et al.* Accurate pixel-to-pixel correspondence adjustment in a digital micromirror device camera by using the phase-shifting moiré method[J]. Applied Optics, 2006, 45(27): 6940-6946.
- [4] Hu Sijie, Geng Weidong, Shang Guanghui, *et al.* A capacitive touch screen and LCD pixel mapping method between[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2010, 25(6): 812-816.
胡思捷, 耿卫东, 商广辉, 等. 一种电容式触摸屏和 LCD 之间的像素映射方法[J]. 液晶与显示, 2010, 25(6): 812-816.
- [5] Jiang Sheng, Qu Zhaowei, Hu Hongyu, *et al.* Camera calibration based on pixel-angle reflection model[J]. Journal of Harbin Industrial University, 2012, 44(8): 130-135.
江晟, 曲昭伟, 胡宏宇, 等. 基于像素-角度映射的摄像机标定算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012, 44(8): 130-135.
- [6] Florence J M, Yoder L A. Display system architectures for digital micromirror device (DMD)-based projectors [C]. Proceedings of SPIE, International Society for Optics Engineering, 1996, 2650: 193-208.
- [7] Zhou Wang. Study on enhancing dynamic range of CCD image based on digital micro-mirror device[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(3): 638-642.
周望. 基于数字微镜器件技术提高面阵 CCD 相机动态范围的研究[J]. 光学学报, 2009, 29(3): 638-642.
- [8] Chen Huaizhang. The pixel intensity modulation of the micro mirror array control method research[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2013.
陈怀章. 实现像素级光强调制的微镜阵列控制方法研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2013.
- [9] Chen Weibing. Distortion model analysis and establishment for real-time image simulation[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(6): 168-171.
陈卫兵. 实时图仿真中畸变模型的分析与建立[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(6): 168-171.
- [10] Wu Pei, Wang Yanjie, Sun Honghai, *et al.* Self-distortion correction of high dynamic dimming imaging system[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(10): 2997-3003.
吴培, 王延杰, 孙宏海, 等. 高动态调光成像系统畸变的自校正[J]. 光学精密工程, 2015, 23(10): 2997-3003.
- [11] Jiao Licheng, Yang Shuyuan, Liu fang, *et al.* Seventy years beyond neural networks: Retrospect and Prospect[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(8): 1697-1716.

- 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 神经网络七十年: 回顾与展望[J]. 计算机学报, 2016, 39(8): 1697-1716.
- [12] Liu Chunyan, Ling Jianchun, Kou Linyuan, *et al.* GA-BP neural network and BP neural network[J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2013, 30(2): 173-181.
刘春艳, 凌建春, 寇林元, 等. GA-BP 神经网络与 BP 神经网络性能比较[J]. 中国卫生统计, 2013, 30(2): 173-181.
- [13] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms[J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3): 221-248.
- [14] Tang Wenzhe, Cao Zhengwen, Shi Jianhong, *et al.* Back-side correlation imaging with digital micromirror device[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(5): 0511004.
唐文哲, 曹正文, 石剑虹, 等. 基于数字微镜器件的“后视”关联成像[J]. 光学学报, 2015, 35(5): 0511004.