

# 基于光线重排的印制电路板高速扫描成像迭代去模糊方法研究\*

许润泽<sup>1</sup> 罗守华<sup>1</sup> 鄢志鸿<sup>1</sup> 刘鹏飞<sup>2</sup>

(1. 东南大学生物科学与医学工程学院 南京 210000; 2. 深圳明锐理想科技有限公司 深圳 518000)

**摘要:**自动光学检测(automated optical inspection, AOI)相机运动速度过高,拍摄印制电路板(printed circuit board, PCB)图像会产生严重模糊。如能正确恢复因此而产生的退化,可提高相机的运动速度,进而提高AOI的检测效率。受代数迭代重建算法(algebraic reconstruction technique, ART)启发,提出一种基于光线重排的图像非盲去模糊算法。该方法在模糊核已知的情况下,基于快速迭代收缩阈值算法(fast iterative shrinkage thresholding algorithm, FISTA)迭代重建算法,运用Nestrov加速和光线重排提高了迭代收敛速度,运用数据正则抑制图像的各类加性噪声和伪影,较好地重建出原本的清晰图像。结果表明,该方法对噪声具有较好的抑制能力,对AOI相机运动曝光引起的严重模糊,较常用的传统逆滤波方法具有更好的图像恢复效果。

**关键词:**图像非盲去模糊;代数迭代重建算法;运动模糊

中图分类号: TP391 文献标识码:A 国家标准学科分类代码: 520.6040

## Research on iterative deblurring method for high speed scanning imaging of printed circuit board based on ray rearrangement

Xu Runze<sup>1</sup> Luo Shouhua<sup>1</sup> Yan Zhihong<sup>1</sup> Liu Pengfei<sup>2</sup>

(1. School of Biological Science and Medical Engineering, Southeast University, Nanjing 210000, China;

2. Shenzhen MingRui Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

**Abstract:** The image of the printed circuit board (PCB) captured by the automated optical inspection (AOI) while in fast motion is significantly blurred. To enhance scanning and improve efficiency, restoring the image's clarity is essential. This article draws inspiration from the algebra reconstruction technique (ART) and presents a non-blind deblurring method based on ray rearrangement. This approach is founded on the iterative reconstruction algorithm of fast iterative shrinkage thresholding algorithm (FISTA). It employs Nestrov acceleration and ray rearrangement to enhance convergence speed and regularization to diminish the additive noise and artifacts in the image. The findings suggest that this technique demonstrates enhanced proficiency in noise suppression and image restoration in contrast to the conventional inverse filtering approach.

**Keywords:** non-blind deblurring; algebra reconstruction technique; motion blur

## 0 引言

自动光学检测(automated optical inspection, AOI)在扫描印制电路板(printed circuit board, PCB)板检测过程中,为了提高工作效率,往往用移动拍摄取代静止拍摄,相

机的移动速度越快,效率越高。与此同时,相机在曝光过程中移动会导致图像出现模糊,且相机的移动速度越快,拍摄的图像越模糊,当速度过快时拍摄出来的图像甚至令人难以分辨。

一般由相机曝光过程中的运动引起的图像模糊可以

收稿日期:2023-07-16

\*基金项目:国家自然科学基金(61871126)、江苏省重点研发计划(BE2022828)、江苏省前沿引领技术基础研究专项(BK20222002)资助

由给定的模型表达,假定一个无模糊的图像  $l$  和实际拍摄的含模糊图像  $b$ ,模糊的过程可以被描述为经过模糊核  $k$  卷积再添加加性噪声  $r$ 。根据  $k$  是否已知,去模糊方法可以分为盲去模糊( $k$  未知)和非盲去模糊( $k$  已知)。在实际检测中,相机移动的速度和方向,曝光的时间都是已知的,因此  $k$  是已知的,属于非盲去模糊问题。实际上现在许多盲去模糊问题也需要应用到非盲去模糊方法,这类问题需要先估计一个模糊核  $k$ ,再根据模糊核应用非盲去模糊算法<sup>[1]</sup>。

从给定的模糊模型中可以看出,去模糊的过程可以看作一个逆滤波的过程,当模糊核  $k$  已知但存微量的加性噪声  $r$  往往就会导致结果出现失真。为了解决这一问题,后续的研究人员设计出了一系列经典的逆滤波算法来恢复图像,如维纳滤波,Richardson-Lucy 滤波<sup>[2-3]</sup>等方法,这些方法在频域通过极大似然估计来恢复图像。但当模糊核  $k$  过大,模糊图像失真过重的情况下,上述经典方法均不能取得较好的效果。现在的非盲去模糊算法主要基于各类图像先验进行交替优化求解,Wang 等<sup>[4]</sup>基于全变分(total variation, TV)先验使用半二次分裂法分别优化求解数据项和先验项。Krishnan 等<sup>[5]</sup>基于图像梯度分布服从一种超拉普拉斯分布这一先验使用半二次分裂法优化求解,然而分裂后的子问题并不是一个凸问题,因此使用迭代重加权最小二乘法(iterative reweighted least squares, IRLS)求解。Fortunato 等<sup>[6]</sup>提出将图像模糊问题表示为线性问题,并用一种自适应稀疏先验在频域进行求解。Das 等<sup>[7]</sup>使用清晰但噪声大的短曝光图片和模糊但噪声小的长曝光图片组成图片对,应用稀疏先验和基追踪算法最优化求解。Wang 等<sup>[8]</sup>将模糊过程描述为  $y = f(x)$ ,在能够使用  $f$  函数但具体细节未知下使用 TV 正则和类 Landweber 迭代的方法最优化求解。然而这些方法在处理上述问题时也存在噪声强,图像退化,迭代难以收敛等问题。

随着深度学习在近年的快速发展,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)去除模糊的方法被大量提出。孙晶晶等<sup>[9]</sup>提出应用对抗生成网络(generative adversarial network, GAN)来完成图像去模糊。Ruan 等<sup>[10]</sup>通过具有大感受野的轻量级 CNN 网络来完成图像去模糊。钱炜等<sup>[11]</sup>通过改进的 GAN 网络并结合注意力机制完成对喷雾液滴的运动模糊的去除。深度学习方法较传统方法去模糊效果更好,但也存在问题,上述基于深度学习的方法均需模糊图像和清晰图像进行训练,相较传统方法,数据采集和训练方法会严重影响去模糊效果和鲁棒性。另一方面,可以用传统方法来给深度学习方法提供训练用的数据集。

本文对 AOI 相机高速曝光引起的模糊,受代数迭代重建算法(algebraic reconstruction technique, ART)启发,提出基于快速迭代收缩阈值算法(fast iterative shrink-

age thresholding algorithm, FISTA)<sup>[12]</sup>迭代重建算法,运用 Nesterov 加速和光线重排提高了迭代收敛速度,运用数据正则抑制图像的各类加性噪声和伪影,对 AOI 相机运动曝光引起的严重模糊,能够比较好地重建出原本的清晰图像,有效避免加性噪声敏感、恢复图像有较强伪影等不足。

## 1 方法

### 1.1 图像模糊过程建模

图像运动模糊的过程可以由一个卷积过程  $b = l * k + r$  来表示。由于卷积运算相当于通过卷积核进行线性加权运算,因此可将卷积过程改写成矩阵相乘的形式:

$$b = l * k + r = Ax + r \quad (1)$$

式中: $A$  表示运动模糊过程,当模糊核  $k$  已知的情况下  $A$  已知, $b$  为相机移动曝光下拍照得到的模糊图像。拍摄的模糊图像  $b$  的一部分图像与拍摄位置外的图像相关,当模糊核  $k$  较小的时候仅与很小一部分相关,要恢复的清晰图像  $x$  的大小与模糊图像  $b$  的大小可以看作近似相等;但当  $k$  很大的时候,要恢复的清晰图像  $x$  的大小会远大于模糊图像(从曝光开始到完成拍摄)。此时线性方程欠定,且  $k$  越大欠定程度越大。

当需要拍摄的图较大,一次难以拍摄完成,需要移动拍摄多张图像拼接时。除第一张外,每一张恢复的清晰图像都与上一张存在重叠,重叠的程度跟相机移动的速度相关,前后的模糊图像存在关联(图 1),相当于增加了方程数。由于相机拍摄每张照片的过程是离散的,拍摄得到的每张照片的相关程度跟相机曝光时移动的速度有关,速度越快拍摄需要的张数越小,稀疏性越高,各图像间的相关程度越低;反之,速度越慢拍摄需要的张数越多,稀疏性越低,各图像间的相关程度越高。这导致了恢复图像中的伪影,速度越快,图像恢复质量越差,伪影越严重。

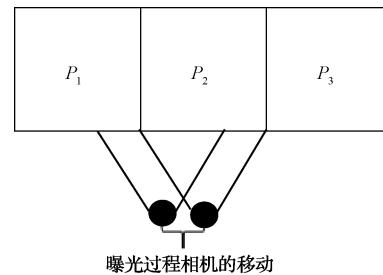


图 1 曝光过程相机移动拍摄,模糊图  $P_2$  与模糊图像  $P_1$  存在联系

对于图 1 曝光过程的模糊问题,可将模糊过程看作多根光线穿过清晰图像  $x$ ,并得到各根光线积分,即形成模糊值的过程,拍摄的模糊图像可看成光线投影值  $b$ 。单张模糊图像的生成过程如图 2 所示,模糊图像尺度为  $(h, w)$ ,相机曝光过程中运动距离为  $n$ ,其中的红色箭头表示光线,也是相机运动的方向。

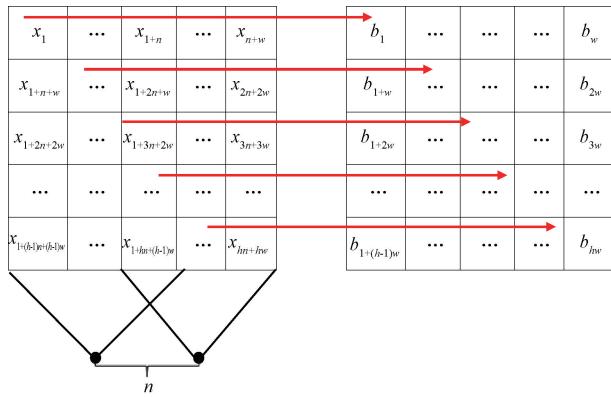


图2 光线积分下的模糊过程示意图

光线积分过程为：

$$b_m = \int_{-\infty}^{+\infty} w(m, t) x(t) dt \quad (2)$$

式中： $w(m, t)$  表示第  $m$  条光线对应清晰图像位置  $t$  的权重。设  $t$  的有效取值范围为  $[1, k]$ , 离散后光线积分公式为：

$$b_m = \sum_{t=1}^k w(m, t) x(t) \quad (3)$$

当光线水平且相机运动过程匀速时, 模糊图像的模糊值  $b_m$  仅与同行的  $n+1$  个相邻的  $x$  相关, 设对应的  $n+1$  个  $x$  的序号为  $c \sim c+n$ , 此时对应的  $w(m, t)$  均为  $\frac{1}{n+1}$ , 式(3)可以改写为：

$$b_m = \sum_{t=c}^{c+n} \frac{1}{n+1} x(t) \quad (4)$$

按图 2 的行优先排列, 根据模糊图像的尺度  $(h, w)$ , 曝光时运动的距离  $n$ , 式(4)中  $b_m$  对应  $x$  的下标  $t$  可以由下式求得：

$$t = \left( \left[ \frac{m-1}{w} \right] \right) * (n+w) + mod(m, w) \quad (5)$$

如果曝光过程相机移动拍摄相互重叠少, 则满足式(3)的方程数少, 这些方程形成的方程组是严重欠定的。通过增加移动拍摄的重叠程度, 联立多张模糊图像, 则增多了满足式(3)方程的成像像素数量, 即增加了方程组数量, 减少了欠定程度, 增大了求解的稳定性。

根据应用实际, 第 1 张拍摄图像的前面部分和最后一张拍摄图像的后面部分与其他拍摄位置不存在重叠, 方程欠定程度较大, 因此第 1 张图像与最后一张图像采用静止拍摄方式, 否则成像质量较差; 同时, 拍摄中由于较难准确地紧贴上一张图像后拍照, 因此每张图像拍摄完成后移动一定的距离  $d$  后再开始曝光(模糊核长度小于  $d$ ), 这样能够保证拍摄到的图像包含所有信息。设相机中间移动拍摄了  $k$  张存在重叠关系的模糊图像, 设要恢复的清晰图像尺度为  $(H, W)$ , 对于将  $k$  张重叠图像按行优先拼在一起得到的总模糊图像  $b$ , 其中  $b_m$  对应  $x$  的下标  $t$  可以由下式(6)求得:

$$\begin{aligned} line &= \left[ \frac{m-1}{k \cdot w} \right] + 1 \\ block &= \left[ \frac{m - (line-1) \cdot k \cdot w}{w} \right] + 1 \\ id &= m - (line-1) \cdot k \cdot w - (block-1) \cdot w \\ t &= (line-1) \cdot W + block \cdot (n+d) + id - n \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $line$  表示是第几行的模糊值; $block$  表示是该行的第几个模糊图像的模糊值; $id$  表示模糊值在模糊图像中的位置。

代入拍摄的模糊图像张数  $k$ , 曝光时运动的距离  $n$  和拍摄完成一张模糊图像后移动距离  $d$ , 就确定了对应第  $m$  个模糊值的下标  $t$ , 再通过式(4)就确定了运动模糊过程一个模糊值的线性表达, 类似的其余的模糊值线性表达也能确定, 也就确定了模糊过程的线性表达。

根据分析, 图像去模糊问题通过式(1)、(4)、(6)被转换为求解式(7)的线性方程。

$$Ax + r = b \quad (7)$$

其中, 矩阵  $A$  根据相机曝光时的运动过程确定,  $r$  表示未知加性噪声, 在图像恢复的过程中通过正则项处理,  $x$  表示待求图像,  $b$  则代表所拍模糊图像。

## 1.2 基于 FISTA 的图像恢复

由于式(7)中的  $A$  是病态的, 微小的噪声扰动就会导致解出的  $x$  出现大的偏差。为了在计算过程中修正  $x$ , 一般根据数据稀疏先验加入 L1 正则, 一定程度上能够抑制加性噪声造成的扰动, 求解的问题就变为:

$$\operatorname{argmin}_x \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 \quad (8)$$

式中: $\lambda$  表示正则的强度。式(8)是一个凸优化问题。根据 FISTA 方法, 当  $f(x)$  的梯度满足 Lipschitz 连续, 或者说一阶梯度的变化存在一个上界  $L$  时, 方程可以转化为:

$$\operatorname{argmin}_x \left\| \vec{x} - \left( \vec{x}_0 - \frac{1}{L} \nabla f(\vec{x}_0) \right) \right\|_2^2 + \lambda g(\vec{x}) \quad (9)$$

应用 Nesterov 加速并在迭代完成后使用 TV 正则进行降噪, 算法的迭代求解步骤如下。

### FISTA 算法步骤

1) 设  $\vec{y}_1 = \vec{x}_0$ ,  $t_1 = 1$

2) For  $n = 1$ : epoch

$$\vec{z}_n = \vec{y}_n - \frac{1}{L} \nabla f(\vec{y}_n)$$

$$\vec{x}_n = sgn(\vec{z}_n) \cdot \max\left(|\vec{z}_n| - \frac{\lambda}{L}, 0\right)$$

$$t_{n+1} = \frac{1 + \sqrt{1 + 4t_n^2}}{2}$$

$$\vec{y}_{n+1} = \vec{x}_n + \left( \frac{t_n - 1}{t_{n+1}} \right) (\vec{x}_n - \vec{x}_{n-1})$$

$$3) \vec{y}_{TV} = TV(\vec{y}_{epoch+1})$$

上述 FISTA 算法迭代的步骤 2) 的  $\vec{z}_k = \vec{y}_k - \frac{1}{L} \nabla f(\vec{y}_k)$  相当于一个梯度下降优化算法, 可以用 ART 类算法代替, ART 是一种被广泛应用于 CT 成像的算法<sup>[13]</sup>, 它应用了 Kaczmarz 迭代求解, 最终推导得到迭代方程:

$$\vec{x}^n = \vec{x}^{n-1} + \alpha \frac{b_j - \vec{x}^{n-1} \cdot \vec{w}_j}{\vec{w}_j^\top \vec{w}_j} \quad (10)$$

在恢复模糊图像问题中, 式(2)表示模糊过程, 即按各根光线的权重  $w$  在光线方向加权积分。因此式(10)中的  $b_j$  表示模糊图像中第  $j$  根光线对应的模糊值;  $\vec{w}_j$  表示第  $j$  根光线对应的模糊值在清晰图像上的权重值。

由于使用 ART 类算法代替梯度下降, 同时又引入了 Nesterov 动量, 实验中发现解的稳定性受到影响。为了保证收敛, 在算法中需要在  $\left(\frac{t_k - 1}{t_{k+1}}\right) (\vec{x}_n - \vec{x}_{n-1})$  前乘上一个松弛系数  $\beta (0 < \beta < 1)$ 。

### 1.3 同步代数迭代重建算法(SART)光线束的选择

ART 算法迭代一轮需要所有的光线逐次更新上一轮得到的值, 也就是对线性方程组内每个方程串行迭代求解, 因此算法速度较慢。后续提出了 SART 等算法<sup>[14-15]</sup>, 通过光线重排, 或者说给方程组分组提高计算的收敛速度。本文实际采用 SART 算法, 因此需考虑选择哪些模糊像素组成一组进行平均, 并提高收敛速度。设一个模糊值  $b_1$  的光线投影与清晰图像段  $(x_1 \dots x_n)$  相关, 模糊值  $b_2$  的光线投影与图像段  $(y_1 \dots y_n)$  相关, 则称两个图像段间相同的像素称为重合像素, 重合像素数称为重合度。光线投影间的重合度越高代表光线投影方程间的线性相关性越强, 因此设为一组后方程迭代求解就越难以收敛。

不同重合度条件下, 求解的收敛速度不一样, 通过选择不同光线投影组合的方式, 可以对比图像恢复的效果差别。

### 1.4 移动曝光过程的距离 $n$ 与拍摄完成后移动距离 $d$

式(6)中相机曝光过程移动的距离  $n$  与拍摄完成后移动的距离  $d$  也会对图像恢复质量产生影响。如图 3 所示, 单张图像的宽度  $w$ , 则拍摄的相邻模糊图像间的重叠为  $w - (n + d)$ 。

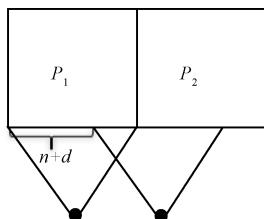


图 3 相邻模糊图像的拍摄和重叠部分

因此图像恢复质量是曝光过程移动距离和拍摄完成

后移动距离的函数, 曝光过程移动的距离和拍摄完成后移动的距离越大, 相邻模糊图像重叠部分就越小, 需要拍摄的张数越少, 整体方程欠定程度越大, 图像恢复质量越差。反之, 需要拍摄的张数越多, 整体方程欠定程度越小, 图像的恢复质量就越好。

## 2 仿真实验

### 2.1 仿真实条件和场景

相机匀速直线向右运动, 相机拍摄一张图像大小为  $(2000, 2400)$  单位像素 (单位像素长宽在相机芯片中为  $16 \mu\text{m}$ ), 拍摄的完整电子元件板为  $(2000, 14225)$  单位像素。相机曝光时间为  $t$ , 最开始时相机静止拍摄第 1 张图像, 从第 2 张开始, 相机在连续运动过程中拍摄, 每拍摄一张后移动  $d$  再拍摄下一张, 直到最后一张相机静止拍摄。设相机运动速度为  $v$ , 在曝光时间内移动的距离  $n = v \cdot t$ , 拍摄流程如图 4 所示。

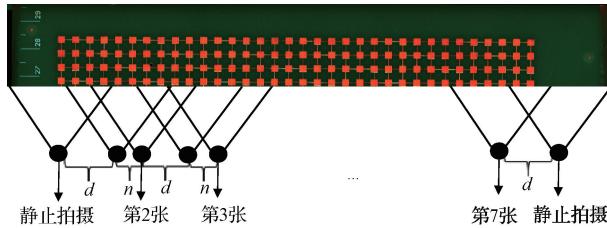


图 4 仿真实验的拍摄流程

由上述假设, 在  $t = 30 \text{ ms}, d = 0 \mu\text{m}, v = 0.3 \text{ m/s}, n = 9000 \mu\text{m}$  下进行实验结果如图 5 所示。将相机曝光时间  $t$  视作常数, 显然  $n$  与速度  $v$  正相关, 因此影响因素  $n$  实际由速度  $v$  决定。所有图像均加入相同分布的高斯噪声。不特别说明, 所有仿真实验都是采用 GTX1080Ti, CUDA11.1 的硬件环境。



图 5  $n=562$  下进行模糊仿真得到的图像

### 2.2 其他方法结果

截取 AOI 相机拍摄的一行焊盘, 当加入微量的高斯噪声 (均值为 0, 标准差为 0.001), 选用原始的直接逆滤波方法, 传统的维纳滤波和 Richardson-Lucy 滤波方法, 现在最常用的 Krishnan 方法<sup>[5]</sup> 和最近发布的 Fayolle 方法<sup>[8]</sup> 进行比较。图 6 所示为图 5 整体图像中  $(771 : 1020, 3400 : 4400)$  位置的图像片段恢复结果。

由图 6 可知, 维纳滤波较直接逆滤波效果好, 然而维纳滤波需要预先知道图像的信噪比, 估计稍高或者稍低都会导致恢复图像的质量变差。Richardson-Lucy 滤波的效果在迭代次数小的时候恢复图像非常模糊, 迭代 300 次后模糊仍然存在。Krishnan 等<sup>[5]</sup> 提出的基于图像分布服从

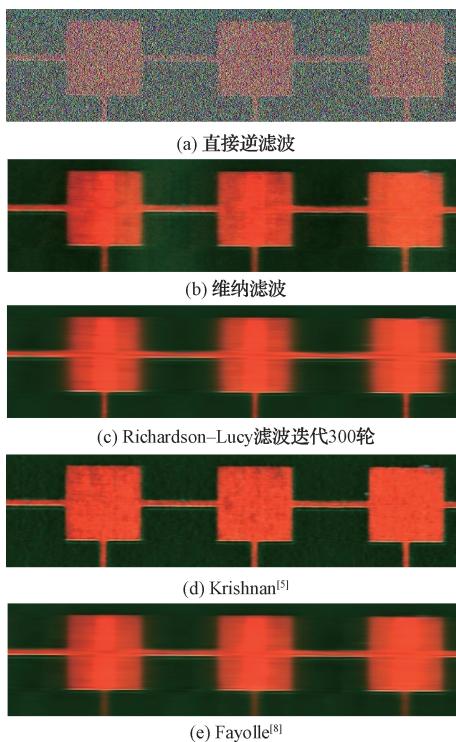


图 6 添加微量高斯噪声下各方法的结果

一种超拉普拉斯分布的方法,由于加了正则项,恢复图像虽然噪点相较维纳滤波有所减轻,但图像仍较模糊。Fayolle 团队<sup>[8]</sup>提出的类 Landweber 迭代并使用 TV 正则的方法虽然仅需要使用  $f(x)$ ,所需信息更少,但迭代收敛慢,迭代 300 轮下图像仍较模糊。以上方法在恢复较大模糊核得到模糊图像上结果不好,这可能是由于大的模糊核导致方程过于病态,微小的噪声会导致恢复图像质量严重降低。

### 2.3 本文模型仿真结果

#### 1) 系统矩阵 A

按照仿真设定,相机在连续运动状态下的拍摄数量  $k$  跟相机运动的速度  $v$  相关,  $v$  越大图像越模糊且数量  $k$  越小,  $v$  越小则数量  $k$  越大。根据拍摄的模糊图像间得重叠关系,已知模糊核,第 1 张和最后一张图像数据,可对方程  $Ax=b$  完成建模,其中  $b$  是运动状态下拍摄的模糊图像,  $x$  是电子元件版图像数据,  $A$  是模糊核。

实验中,摄像机曝光时间  $t=30$  ms, 拍摄尺寸为(2 000, 2 400)单位像素,被拍摄电子元件板尺寸(2 000, 14 225)单位像素,拍摄图像后移动距离  $d=19 200 \mu\text{m}$ ,运动速度  $v$  为 0.14、0.3、0.46 m/s,中间图像的数量  $k$  为 7、6、5 张。将上述参数以单位像素为基本量转换后代入式(4)与(6),获得对应拼接后的模糊图像第  $m$  个模糊值的对应清晰图像的下标  $t$  和线性方程系数,也就确定了模糊矩阵  $A$ 。

#### 2) SART 迭代的光线方程组选择

选择不同光线组合进行 SART 实验。取  $v=$

$0.3 \text{ m/s}$ ,  $d=19 200 \mu\text{m}$ , 计算模糊核  $k$  为  $(\frac{1}{563} \dots$

$\frac{1}{563})_{563}$ , 水平相邻的光线投影的关系为:

$$\begin{cases} b_1 = \frac{x_1}{563} + \frac{x_2}{563} + \dots + \frac{x_{563}}{563} \\ b_2 = \frac{x_2}{563} + \frac{x_3}{563} + \dots + \frac{x_{564}}{563} \end{cases} \quad (11)$$

式(11)相邻光线有 562 个重合度。在此条件下,A 组选择每相邻的 144 个光线投影为一个光线组,不添加任何噪声和正则项,此时光线组内最相关的光线投影间有 562 个重合度,最不相关的光线投影间也有 420 个重合度,以此光线组合基于 SART 进行去模糊运算;B 组选择间隔为 10 的 144 个光线投影为一个光线组,即  $(b_1 \ b_{1+10} \ \dots \ b_{1+1440})$ ,每个光线投影间的重合度最高为 552,最低为 0;C 组选择选择间隔为 100 的 144 个光线投影为一个光线组,每个光线投影间的重合度最高为 462,最低为 0;D 组选择间隔为 576 的光线投影为一组,受限于模糊图像的长度,仅能选择 25 个光线投影为一组,此时重合度均为 0。4 组均迭代 300 轮,实际恢复结果如图 7 所示,指标对比如表 1 所示。

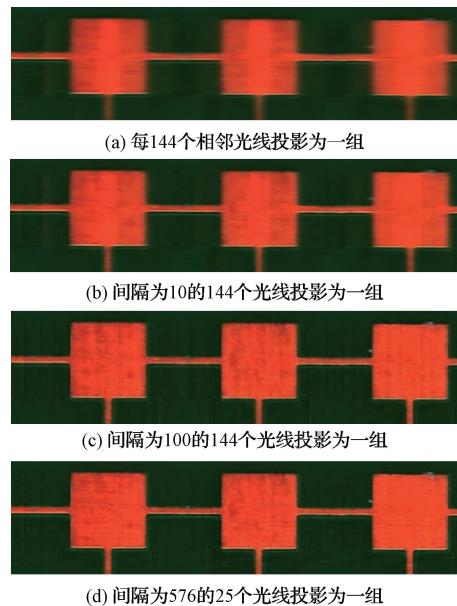


图 7 各光线组的恢复效果

表 1 实际恢复结果的 PSNR 与 SSIM 对比

速度	A 组	B 组	C 组	D 组
$0.3 \text{ m/s}$	PSNR	23.46	25.95	29.94
	SSIM	0.89	0.94	0.97

仿真实验表明,光线投影间的重合度并不一定全是 0 才能迭代出较清晰的结果,但应尽量避免将有较大重合度的光线投影归为一组进行计算。为保证图像恢复质量,后续的仿

真实验中均选取重合度均为 0 的光线投影为光线组。

#### 3) 拍摄完成后移动距离 $d$ 对图像恢复质量的影响

固定相机曝光过程的速度  $v = 0.3 \text{ m/s}$ , 分别取拍摄间隔距离  $d$  为  $9\,600, 19\,200, 28\,800 \mu\text{m}$ , 对应 A、B、C 3 组, 此时相邻模糊图像间的重叠长度分别为  $19\,808, 10\,208, 608 \mu\text{m}$ , 拍摄模糊图像张数  $k$  分别为  $9, 6, 4$ 。不添加噪声, 无 L1 与 TV 正则下迭代 300 轮的恢复图像如图 8 所示, 结果对比如表 2 所示。

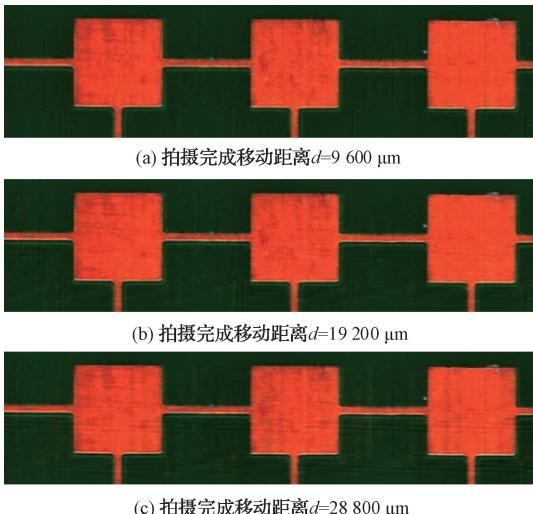


图 8 各拍摄完成移动距离  $d$  下的恢复结果

表 2 拍摄后不同移动距离图像恢复指标对比

速度	$9\,600 \mu\text{m}$	$19\,200 \mu\text{m}$	$28\,800 \mu\text{m}$
$0.3 \text{ m/s}$	PSNR 32.07	30.82	28.84
	SSIM 0.98	0.98	0.95

结果符合 1.4 节的分析, 随着  $d$  的增大, 重叠长度变小, 方程欠定程度变大, 恢复质量变差。但选择小的  $d$  会导致中间需要拍摄的模糊图像张数大大增大, 降低了效率, 而较大的  $d$  又会导致图像恢复质量出现降低, 因此需

要在速度和质量间进行权衡。经过权衡决定取  $d = 19\,200 \mu\text{m}$  进行后续仿真实验。

#### 4) 模型加正则实验结果

通过 FISTA 算法实现 L1、TV 正则。实验中 SART 中的松弛因子  $\alpha = 0.2$ , FISTA 算法中的  $\beta = 0.2$ , L1 和 TV 的惩罚项应根据噪声水平来设置, 在实验中取 0.006 和 0.005。

其他参数同图 8(b), 添加微量高斯噪声(均值为 0, 标准差为 0.001), 迭代 300 轮, 恢复结果如图 9(b)所示。

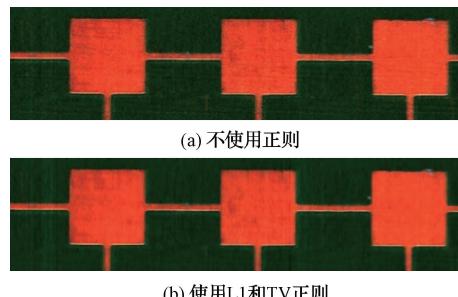


图 9 正则对于恢复效果的影响

同图 8(b), 选择图 9(b)同样的去模糊算法处理, 截取其中片段, 恢复效果如图 10 所示。

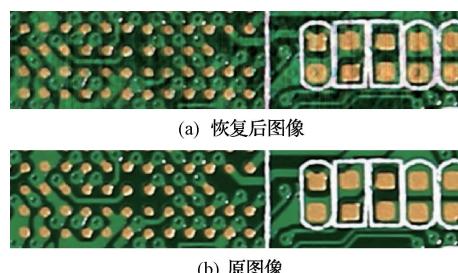


图 10 其他电子元件板图像恢复情况

比较不同速度  $v$  为  $0.14, 0.3, 0.46 \text{ m/s}$  下的各图像恢复方法效果如图 11 所示, 指标对比如表 3 所示。

表 3 不同拍摄速度下图像恢复指标对比

速度/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )		维纳滤波	R-L 滤波	Krishnan <sup>[5]</sup>	Fayolle <sup>[8]</sup>	光线重排	光线重排正则
0.14	PSNR	26.55	25.55	24.44	24.69	24.28	28.92
	SSIM	0.91	0.95	0.95	0.88	0.84	0.97
0.3	PSNR	23.83	22.24	24.24	22.20	24.78	27.51
	SSIM	0.83	0.89	0.94	0.81	0.86	0.95
0.46	PSNR	22.75	22.31	24.00	22.08	21.46	26.37
	SSIM	0.80	0.88	0.93	0.85	0.74	0.94

以上结果说明基于光线重排的非盲去模糊算法相较于以往常用的逆滤波方法面对噪声具有更好的稳定性, 恢复图像更加清晰, 同时因为能够灵活地使用正则项, 可以进一步提高图像恢复的质量。本文仅使用了常见的 L1 正则和 TV 正则, 实际应用中可以根据噪声类型和拍摄场景

设计使用其他正则项。

### 3 问题讨论

基于光线重排的图像去模糊算法虽然展现了较好的模糊图像重建效果, 但本文方法需要知道第 1 张和最后一

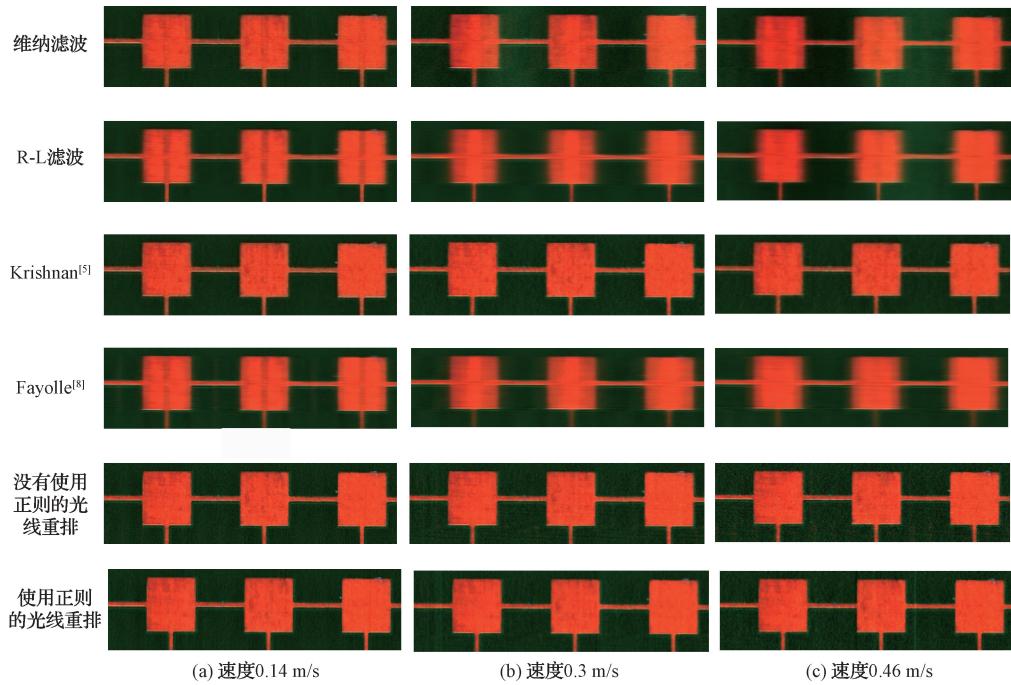


图 11 各方法与速度下图像模糊恢复结果

张拍摄图像结果。如第 1 张和最后一张不确定，则第 1 张图像的前部和最后一张图像的后部在求解过程中难以迭代收敛。同时，整个拍摄图像间是互相相关的，因此第 1 张和最后一张图像恢复质量降低也会影响到中间的图像恢复。其他条件同 9(b)，当第 1 张和最后一张图像未知时，整体图像恢复质量有较明显的降低，如图 12 所示。

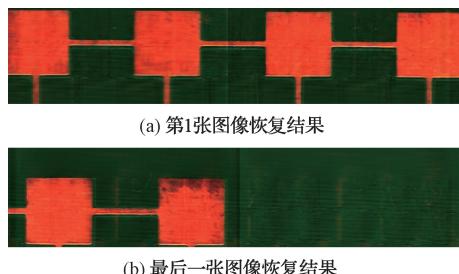


图 12 首尾图像未知时的恢复结果

其次由于采用迭代方法，整体速度较慢，迭代一轮需要 0.3~1 s，时间长短跟拍摄速度有关，前面提到过选择射线组的重合度的问题。速度越快，相关射线越多，射线组的数量就越难提高，运行速度较慢，这时需要在运行速度与图像恢复质量间进行权衡。按迭代 300 轮计算，需要 90~300 s 的时间才能迭代完成，因此还需要对算法和代码进行更进一步的思考和优化。

#### 4 结 论

本文提出了一种基于光线重排的非盲图像去模糊算法，该算法将图像模糊问题建模成线性方程  $Ax = b$  类的

问题，再应用 FISTA 结合 ART 算法求解。该算法相较于常见的逆滤波算法具有更好的稳定性，更好的恢复效果，同时容易添加正则项。本文方法可以灵活地通过重排光线组和改变拍摄完成后移动距离  $d$  来平衡速度和恢复质量，能够有效提高运行速度。该算法不仅能够应用于图像去模糊问题，也适用于其他如高速 CT 重建，快速 X 射线曝光，图像去抖等领域。

#### 参 考 文 献

- [1] CHO S, WANG J, LEE S. Handling outliers in non-blind image deconvolution [C]. 2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011: 495-502.
- [2] KASSAM S A, LIM T L. Robust wiener filters[J]. Journal of the Franklin Institute, 1977, 304 (4-5): 171-185.
- [3] TAI Y W, TAN P, BROWN M S. Richardson-lucy deblurring for scenes under a projective motion path[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(8): 1603-1618.
- [4] WANG Y, YANG J, YIN W, et al. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2008, 1(3): 248-272.
- [5] KRISHNAN D, FERGUS R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[C]. 22nd International Conference on Neural Information

- Processing Systems, 2009.
- [6] FORTUNATO H E, OLIVEIRA M M. Fast high-quality non-blind deconvolution using sparse adaptive priors [J]. The Visual Computer, 2014, 30: 661-671.
- [7] DAS R, BAJPAI A, VENKATESAN S M. Fast non-blind image deblurring with sparse priors [C]. Proceedings of International Conference on Computer Vision and Image Processing. Springer, 2017: 629-641.
- [8] WANG L, FAYOLLE P A, BELYAEV A G. Reverse image filtering with clean and noisy filters[J]. Signal, Image and Video Processing, 2023, 17(2): 333-341.
- [9] 孙晶晶,张艳艳,高超,等.基于DeblurGAN的运动模糊图像盲复原算法研究[J].电子测量技术,2022,45(22):112-119.
- [10] RUAN L, BEMANA M, SEIDEL H, et al. Revisiting image deblurring with an efficient ConvNet[J]. Computer Science, 2023, DOI: 10.48550/arXiv.2302.02234.
- [11] 钱炜,潘琦.基于生成对抗网络的喷雾液滴运动模糊恢复[J].国外电子测量技术,2022,41(11):15-21.
- [12] BECK A, TEBOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(1): 183-202.
- [13] HERMAN G T, LENT A, ROWLANDS W. ART: Mathematics and applications: A report on the mathematical foundations and on the applicability to real data of the algebraic reconstruction techniques[J]. Journal of Theoretical Biology, 1973, 42(1): 1-32.
- [14] ANDERSEN A H, KAK A C. Simultaneous algebraic reconstruction technique (SART): A superior implementation of the ART algorithm[J]. Ultrasonic Imaging, 1984, 6(1): 81-94.
- [15] LAKSHMINARAYANAN A V, LENT A. The simultaneous iterative reconstruction technique as a least-squares method[C]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 1976, 96: 108-116.

#### 作者简介

许润泽,硕士研究生,主要研究方向为图像处理,深度学习。

E-mail: messiahx98@163.com

罗守华,博士,教授,主要研究方向为医学图像处理与分析。

E-mail: luoshouhua@seu.edu.cn

鄢志鸿,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。

E-mail: 946459899@qq.com

刘鹏飞,本科,主要研究方向为工业视觉检测。

E-mail: liupengfei@magic-ray.com