

文章编号:1007-2780(2018)08-0676-14

## 退化图像复原方法研究进展

李俊山<sup>1\*</sup>, 杨亚威<sup>2</sup>, 张 姣<sup>3</sup>, 李建军<sup>1</sup>

(1. 广东外语外贸大学 南国商学院, 广东 广州 510545;

2. 中国人民解放军 96723 部队, 广西 柳州 545616;

3. 西安卫星测控中心, 陕西 西安 710043)

**摘要:** 飞行器和空间成像制导装备在大气中高速飞行时会受到湍流干扰, 导致光学系统接收到的图像发生模糊降质、像素偏移、信噪比降低等问题, 开展退化图像复原技术及方法研究就成为空间光学成像系统获得较高性能图像的重要途径。通过对退化图像复原技术研究进展的系统梳理和分析研究, 本文首先介绍了图像退化模型, 接着给出了退化图像复原方法的分类, 然后比较系统地介绍了确定正则化图像复原方法、随机正则化图像复原方法、基于局部相似性的图像复原方法、基于示例学习的图像复原方法等几种新型的单幅退化图像复原方法, 其后分析了视频复原的特征、介绍了新近的几种典型的视频图像复原方法, 最后分析总结出了图像复原的难点所在。对于促进我国退化图像复原技术的研究和发展具有一定的参考价值。

**关键词:** 退化模型; 图像盲复原; 正则化方法; 示例学习; 视频复原

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20183308.0676

## Progress of degraded image restoration methods

LI Jun-shan<sup>1\*</sup>, YANG Ya-wei<sup>2</sup>, ZHANG Jiao<sup>3</sup>, LI Jian-jun<sup>1</sup>

(1. *The Institute of Information Science & Technology, South China Business College, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou 510545, China;*

2. *96215 Unit of People's Liberation Army, Liuzhou 545616, China;*

3. *Xi'an Satellite Control Center, Xi'an 710043, China*)

**Abstract:** Owing to the existence of atmosphere, the transmission of the light waves will be interfered by the atmospheric turbulence. It will make the image blurred, the pixels got deviated and the image signal to noise ratio decreased. Therefore, the research of degraded image restoration technology has become an important way to obtain high performance image in space optical imaging system. In this

**收稿日期:** 2018-02-27; **修订日期:** 2018-05-28.

**基金项目:** 国家自然科学基金项目 (No. 61175120); 广东省本科高校教学质量与教学改革工程建设项目 (No.296); 广东省教育厅特色创新类项目 (教育科研) (No.2017GXJK243)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61175120); Teaching Quality Improvement Project and Teaching Reform Project for Guangdong Undergraduate Universities (No.296); Educational Innovation Project of Educational Department of Guangdong Province (Education Research) (No. 2017GXJK243)

\* 通信联系人, E-mail: lijunshan403@163.com

paper, the research progress of degraded image restoration technology is systematically combed and analyzed. Firstly, the image degradation model is given and the classification of traditional restoration method is summarized. Secondly, degraded image restoration methods are systematically surveyed, especially new restoration technology such as regularization methods, random regularization methods, methods based on local similarity and exemplary learning. Furthermore, the feature of video restoration is analyzed, and several new methods of video image restoration are presented. Finally, the difficulty of image restoration is summarized. This review has a certain reference value for promoting the research and development of degraded image restoration technology.

**Key words:** eegradation model; image blind restoration; regularization methods; learning from examples; video restoration

## 1 引言

开展空间探测技术与系统研究、发展空间飞行器及成像制导装备,已经成为我国航天事业彰显强起来的重要方面。但在空间飞行器和空间成像制导装备发展中,由于空气温度的随机起伏会引起大气折射率的随机波动,影响光在大气中的传播路径,并导致大气光学湍流效应(Turbulence effect)的产生;使得空间飞行器由于受湍流效应干扰而影响光学系统的成像性能。当超声速飞行器在大气层内飞行时,光学头罩与气流之间会形成复杂的高温湍流流场,对光波传输产生气动光学效应(Aero-Optical effect)影响,导致成像系统获取的目标影像发生模糊降质、畸变抖动等失真退化,严重时会使获取的目标图像难以确定目标形态,无法实现对目标的识别和精确定位<sup>[1-2]</sup>。

为了使空间探测飞行器和空间成像制导装备获得较高质量的图像,就需对湍流效应进行补偿与校正。一方面可采用硬件控制机制,提高传感器的成像探测能力,优化流场控制方法;另一方面可对获取的退化图像进行去噪声、去模糊、去偏移等复原处理。由于硬件方法对设备要求非常高,是一个多学科交叉技术领域问题,需要多学科、多个领域共同参与,代价较为昂贵;而利用图像处理技术对获取的退化图像进行复原处理,不仅会有效提高图像质量,而且也不会太多地增加成本。因此,开展对湍流效应引起的退化图像的复原校正技术的研究,就成为提升空间光学成像系统获得较高性能图像的重要途径。

## 2 图像退化模型

图像质量主要包括两方面,一是图像清晰度,即灰度或者色彩;二是图像几何结构,包括整体的偏移、局部的畸变等。因此,图像退化可分为基于灰度/清晰度的退化和基于形态结构的退化。图像复原的目的就是利用图像退化的过程与图像自身的先验知识消除或削弱图像的退化现象(噪声、模糊、扭曲、平移等)。图像的清晰度恢复也称为解模糊,图像的几何结构恢复也称为偏移校正。

### 2.1 模糊降质模型

图像退化引起的图像不清晰,会导致目标上的点与图像上的像素不再一一对应,而是弥散到图像平面的一个区域。图像上的每个像素都是目标上多个点混合叠加的结果<sup>[3]</sup>。目标成像过程中,不可避免地会受到噪声影响。

设  $f(x, y)$  是一幅原始的清晰图像,其退化过程可以建模为作用于该图像上的运算  $H$  和随机噪声对图像的影响,退化模型如图 1 所示。

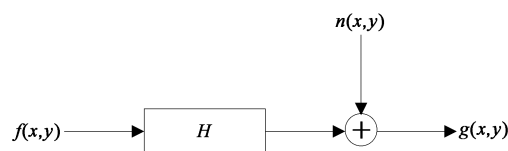


图1 图像退化模型

Fig.1 Image degradation model

该退化模型可以表示为:

$$g(x, y) = H[f(x, y)] + n(x, y), \quad (1)$$

$H[f(x, y)]$  一般可简化为卷积形式,这样式(1)就可表示为:

$$g = h * f + n, \quad (2)$$

其中:  $g$  是退化(观测)图像;  $f$  是原始图像;  $h$  是点扩散函数(Point Spread Function, PSF);  $n$  是加性噪声;  $*$  表示卷积运算。

## 2.2 畸变失真模型

由于成像环境存在某些不稳定因素,如通过高空的湍流场效应、水下或其他非均匀介质成像以及成像平台抖动等,将导致拍摄的图像/视频帧序列存在偏移、倾斜、变形和抖动等失真现象<sup>[4-5]</sup>。这类畸变失真虽然不会降低成像的灰度/色彩分布,但会影响目标的几何形状、位置和形态。对于视频监控、目标跟踪等系统,畸变失真常常会产生跟踪误差,有时甚至丢失跟踪目标。图像畸变模型可简单表示为:

$$(x', y') = T\{(x, y)\}, \quad (3)$$

式中:  $(x, y)$  为畸变前的图像位置,  $(x', y')$  为畸变后图像位置,  $T$  为变换矩阵。

## 3 退化图像复原方法的分类

与图像的退化分为模糊降质引起的退化和畸变失真引起的退化两大类相对应,退化图像复原的基本方法也分为图像去模糊和图像偏移校正两大类。

### 3.1 图像去模糊

图像去模糊就是对给定的模糊图像进行复原,得出相应的原始图像。目前的图像去模糊复原方法大都将退化图像建模为如式(2)的原始图像与 PSF 的卷积加上噪声的形式,根据 PSF 是否已知,可分为传统图像复原方法(非盲复原方法)和图像盲复原算法。

#### 3.1.1 非盲复原方法

图像非盲去卷积是在已知模糊图像和 PSF 的情况下恢复出原图像。早期研究中,在 PSF 已知的情况下,采用数学上进行解卷积操作实现图像去模糊。比较成熟的方法有逆滤波、Lucy-Richardson 算法、Wiener 滤波和约束最小二乘滤波等,称为经典线性图像去模糊。这类算法简单有效,在实际中得到了广泛的应用。同时,针对算法中固有的缺点,如噪声敏感、振铃效应等,目前仍有相应的改进算法在不断出现。

为解决图像去卷积这一典型的病态问题,苏联数学家 ТИХОНОВ 进行了深入的研究,提出了一整套正则化(Regularization)理论,其核心思

想是根据解的先验知识构造约束条件或者改变求解策略,使反问题的解稳定和确定。基于正则化的非盲去卷积方法就是在充分利用图像的先验信息基础上,增加先验约束条件,将病态问题转化为良性问题来实现图像的去模糊。正则化思想得到了广泛研究并发展出多种复原方法和技术。

早期的图像正则化方法多基于 Tikhonov 正则化理论。该方法是将图像限制于 Sobolev 空间  $H^1(\Omega)$ ,  $\Omega \subset R^2$  表示图像区域的有界开集,采用  $H^1(\Omega)$  中的半范数平方,也就是图像梯度的  $L_2$  范数为正则项。Tikhonov 正则可以使得图像复原问题适定,但过强的平滑性(正则性)使得图像的边缘纹理等细节信息受损。Rudin 等为了解决图像去噪问题提出了全变分(Total Variation)模型<sup>[6]</sup>,也称为 TV 模型或 ROF 模型。因其具有良好的边缘保持和凸特性,被用于图像的复原问题求解,并得到了广泛的研究和应用。

将图像的统计特性作为图像复原时的正则化约束,也是得到高质量复原图像的有效途径之一。Krishnan 等以高阶拉普拉斯模型为正则化约束,提出了快速图像去卷积算法。Levin、Joshi 等在进行图像非盲复原时,采用迭代加权最小二乘(Iteratively Reweighted Least Squares, IRLS)算法对高阶拉普拉斯模型进行优化求解,取得了较好的复原效果。此外,基于稀疏表示的先验模型作为正则约束亦成为近年来的研究热点,如基于 DCT 的正则化方法、基于 Framelet 的正则方法、基于小波的正则方法和基于字典学习的稀疏表示方法等。

#### 3.1.2 盲复原方法

在缺少原真实图像和 PSF 信息基础上,利用观察图像直接进行图像复原的方法称为盲复原方法。盲复原问题是更加病态的,按照是否预先估计 PSF 可将其分为两类,一类是预先估计 PSF,再采用常规方法复原图像,称为半盲法。这类方法主要适用于 PSF 相对较容易辨识的场合,计算量相对较小。如 ARMA (AutoRegressive Moving Average) 参数估计法、模糊先验辨识法。另一类则同时估计 PSF 和原始图像,称为全盲法;这类方法主要适用于退化过程难以定量描述和 PSF 难以辨识的场合,是研究的重点。由于全盲法的目标函数通常是非凸的,往往需要图像先验知识来使问题变的可解,计算量较大。如迭代

盲复原方法 (Iterative Blind Deconvolution, IBD)、非负有限支持域的递归逆滤波方法 (Non-negativity and Support constraint-Recursive Inverse Filtering, NAS-RIF)。

由于盲复原涉及成像系统的复杂性及外界因素的随机性,因此研究的难点很多。长期以来,研究人员对盲复原问题的深入研究一直没有间断,涌现了大量的研究成果。在全变分模型被成功应用于非盲复原后,Chan 等进一步提出了基于全变分正则 (Total Variation Regularization, TVR) 的盲复原模型,利用全变分约束点扩展函数,通过构造能量变分模型,同时求解点扩展函数和图像。该方法具有一定的通用性,并为其后的盲复原方法提供了指导思想。利用正则约束图像和点扩展函数,构造变分的正则化复原模型已成为目前图像盲复原的主流方法之一。

正则化模型一般分为随机场正则化和确定性正则化。随机场正则化将图像建模为随机场,将图像复原问题作为概率估计问题求解,在已知退化图像和先验条件的前提下,按照概率统计中的一般策略,如最大后验 (Maximum A-Posteriori, MAP)、极大似然 (Maximum Likelihood, ML) 或贝叶斯原理来对图像概率模型的参数进行估计,使出现清晰图像的概率达到最大。确定性正则化是利用解的先验知识,建立带有正则项的代价函数使解变得稳定,如全变分正则化、约束最小二乘 Lagrangian 方程等。混合正则化是当前研究的一个热点,通过结合不同先验知识的优点力求得到效果更好的复原结果。

近年来稀疏表示 (Sparse Representation) 和机器学习在图像处理领域得到了广泛应用。根据信号的稀疏性,通过构建过完备字典,利用过完备基或字典的少数元素组合表征图像,具有很好的泛化性能,被广泛用于图像去噪、超分辨率重建等复原问题。需要强调的是,同一算法对不同模糊图像可能会得到不同复原效果,不同算法对相同模糊图像也会产生不同复原效果。造成这一现象的原因主要是算法中的约束项与图像的统计分布的匹配程度问题。针对退化图像建立更加有效的复原模型和框架,以提高复原方法的效果和稳定性是主要的研究方向。虽然大量的研究成果在某些方面取得了认可,但是由于复原问题的复杂性使其在不同程度上又有着一定局限性。因而图像

盲复原的方法还需要进一步的探索和完善。

### 3.2 图像偏移校正

图像偏移校正就是采用相应的方法消除图像的平移偏移、扭曲、抖动等形变,恢复出真实目标形态。广义上,偏移校正也属于图像复原的一个组成部分。下面从图像畸变和序列稳像两个方面对偏移校正方法进行分析。

#### 3.2.1 图像畸变校正

畸变校正的目的是消除畸变图像中的形变和误差,恢复出原始图像形态。需要注意的是,图像畸变需要借助参考图像判定。对于无参考的单幅图像,需借助标线特征。若没有任何参考,很难通过图像本身判断是否存在畸变。

采用合理的形变模型描述偏移规律是实现畸变校正的有效方法。研究人员通过分析验证提出了许多失真模型,如仿射变换、透视变换、动态偏移场等。其中,仿射变换的特性是“保持平行线”,即图像中的平行线经过仿射变换后仍平行,可用 6 个自由度实现图像间存在的平移、缩放、旋转等运动的描述。透视变换具有更一般的普适性,通过利用 8 个自由度描述原始图像与偏移图像之间的四对对应点,可以描述图像的平移、水平/垂直抖动、旋转、缩放等运动。动态偏移场采用按阶分解的方法,可以实现包括抖动、旋转、偏移、缩放、非线性变形、透视变形等失真模式的描述。对于适合描述的畸变退化,失真模型可提供一个参数化的校正途径。采用失真模型实现校正的基本思路是:根据图像畸变的原因,通过建立相应的数学模型,从图像中提取所需信息,沿图像失真的逆过程对图像进行校正。

在实际应用中,精确参数化的失真建模并不容易。因此,图像配准也被引入图像的畸变校正中。配准就是把不同时间或成像条件下所获取的两幅/多幅图像进行匹配和叠加的过程。根据配准的参考标准,可分为相对配准与绝对配准。相对配准是指选取多幅图像中的一幅作为参考,将其它相关图像与之配准,坐标系统是任意的;绝对配准是指通过定义一个控制网格,将所有图像相对于该网格进行配准,实现坐标系的统一。配准的过程可以与图像的失真模型相结合,构成基于模型的配准方法,如样条配准法、自由形变模型配准等。该类方法计算量较大,主要用于实现图像的非线性校正。另一方面,可以利用待配准图像

的不变性特征(角点、斑点、曲率和区域等),通过提取特征和匹配特征,建立配准参数,实现基于特征的图像配准。如基于尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)的配准、基于特征点的配准等。该类方法对图像的显著特征进行提取,压缩图像的信息量,计算量较小,主要用于刚性配准。

### 3.2.2 序列抖动稳像

抖动稳像技术的目的就是去除外在因素对成像产生的部分运动偏移,获得稳定显示的视频序列,提高获取图像信息的质量,改善观测感受。

根据稳像原理不同,可将稳像技术分为光学稳像技术、机械稳像技术和电子稳像技术。前两种稳像技术是借助光学元件或平台系统,通过稳定光学系统达到稳像的目的。这两种稳像方式需要额外增加设备器件并保持精度,适用于抖动简单、震动较小的应用场合。而电子稳像技术(Electronic Image Stabilization, EIS)不依赖任何光学元件和机械设备,利用图像处理算法估计序列图像之间的运动量,通过计算运动补偿矢量来消除或减轻图像帧之间的抖动效应,实现图像序列/视频的稳定。

对图像序列进行电子稳像时,不必获得原始参考图像,只需选取一个相对的参考帧,通过运动估计提取出不稳定的抖动分量(即无意运动),保留稳像的运动分量(即有意运动),再采取运动补偿使得后续各帧相对参考帧保持稳定。近年来,研究人员对序列稳像进行了大量研究,提出了许多稳像算法,如基于点特征轨迹的稳像、基于希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)的稳像、基于动态时间规划(Dynamic Time Warping, DTW)的稳像算法等。

总之,图像偏移校正通过确定图像/序列的像素偏移并补偿校正,实现目标形态恢复和序列平滑稳定。随着图像/视频信息的广泛应用,图像校正技术得到了大量和深入的研究,相关成果层出不穷。由于图像和视频信息中像素偏移的多样性和复杂性,因此,针对图像建立更加有效的框架是提高校正效果和稳定性的研究方向。

## 4 单幅退化图像复原方法

如不加特别声明,本文所提及的退化图像复

原概念,均指传统意义上的对单幅退化图像的复原;而将对于由连续的图像序列组成的视频流的复原,称为视频序列图像复原或视频图像复原。

### 4.1 正则化处理方法

在式(2)中,如果 PSF 已知,则退化图像复原将转化为解卷积问题,属于典型的 NP(Non-Deterministic Polynomial, 非确定多项式)问题,这种病态问题的真解通常不存在或者不唯一。另外由于 PSF 的奇异性(函数不连续或导数不存在)和噪声的存在,使得图像复原成为极具挑战性的研究课题。

对于 NP 问题,数学界有着非常广泛的研究。简单来说,存在多项式时间算法解的问题称为 P 类问题,而至今没有找到多项式时间算法解的问题称为 NP 问题,但 NP 问题能够在多项式时间内验证给出的解是否正确。正则化方法是求解 NP 问题的一种经典方法,其核心思想是当问题病态(解空间太宽导致解不稳定)时,引入附加限制,定义一个包含真解的紧集,这样就可以在该紧集和原始解空间的交集中寻求真解,进而得到连续依赖于观察数据的稳定解<sup>[3]</sup>。正则化方法一般分为确定正则化方法和随机正则化方法,前者利用解的先验信息改变求解策略,构造附加约束限制解的范围,使病态问题转化为良态问题,从而使解变得稳定和确定,目前的方法有 Tikhonov 正则化、全变分正则化、约束最小二乘 Lagrangian 方程等。而后者又包括 MAP 估计方法和最大似然(Maximum Likelihood, ML)估计方法。MAP 方法是统计学方法的典型代表,它把图像复原问题看成一个概率估计问题,即在已知退化图像和某些先验条件的前提下,使出现清晰图像的后验概率达到最大;另一种统计学复原方法是 ML 估计,它可认为是 MAP 在等概率先验模型下的特例。

### 4.2 确定正则化图像复原方法

确定正则化图像复原的核心思想是利用模糊图像、退化模型及噪声的先验知识,建立带有正则化项的代价函数,进而寻求清晰图像和退化模型的最优估计,代价函数通常具有如下的形式:

$$(x, h) = \min_{x, h} \|y - Hx\|_2^2 + \lambda_1 \Theta_1(x) + \lambda_2 \Theta_2(h), \quad (4)$$

其中:  $y$  表示模糊图像;  $x$  表示清晰图像;  $h$  表示

模糊核;  $\Theta_1(x)$  表示图像的正则化项;  $\Theta_2(x)$  表示模糊核的正则化项。

为了求解病态问题,前苏联数学家 Tikhonov 提出了一套处理病态问题的方法,即 Tikhonov 正则化方法,可通过如下的最小化泛函获得其解:

$$E(f, g, \alpha) = M(f, g) + \alpha N(f), \quad (5)$$

其中,  $M(f, g)$  表示解与原数据之间的距离,即保证所得解逼近真解;  $N(f)$  是正则项,保证解在真解附近连续依赖于原始数据,不至于过分放大误差或噪声;  $\alpha$  是控制两个正则项的权重参数,称为正则化参数。在理想情况下,如果式(5)达到最小且  $M(f, g) \rightarrow 0$  时,则可求得最优解。

Tikhonov 正则化方法往往会得到过度平滑解,从而影响图像细节信息的复原。Rudin 等在 Tikhonov 正则化方法的基础上提出 TV 模型<sup>[4]</sup>,该模型以  $L_1$  范数为约束,可以在保持图像边缘的同时有效地抑制噪声,引起了学者们的广泛关注,但由于该模型并不完全符合图像的形态学原理,在噪声较大的情况下稳态解往往有明显的阶梯效应。一些专家学者根据形态学原理,提出了许多改进的 TV 复原模型,如空域自适应 TV 模型<sup>[5]</sup>、约束 TV 模型<sup>[7]</sup>和迭代权重 TV 模型<sup>[8]</sup>等,但这些模型大都过于复杂,求解困难,且计算量较大。同时,研究表明高阶偏微分方程也可以缓解阶梯效应,但同样存在模型复杂、计算量大的问题<sup>[9-10]</sup>。

正则化约束可以在空域构建也可以在频域构建。陈新兵等<sup>[11]</sup>基于图像边缘的重拖尾稀疏分布,提出一种基于曲面拟合与广义高斯分布 (Generalized Gaussian Distribution, GGD) 的 TV 卫星图像盲复原方法,性能优于传统正则化复原方法。空域约束普遍使用图像边缘或梯度域的稀疏性作为约束条件,因此如何正确描述空域的统计分布特性并对解进行约束是该类算法成败的关键。Cai<sup>[12]</sup>利用图像小波域系数的稀疏性作为约束条件,所得图像能够很好地抑制噪声和伪迹。另外,还可对频域变换后各频带采用不同的正则化因子得到具有子频带约束的图像复原方法<sup>[13]</sup>。与空域约束方法相比,基于频域约束的复原具有更好的边缘保持效果,复原后图像的高频细节更加清晰,是一种有效的复原方法<sup>[14]</sup>。另外,由于复原过程中未知量的个数非常庞大并且远远多于已知量的个数<sup>[15]</sup>,通常使用单个约束项

并不能保证解的合理性。文献[16]采用空域和小波域联合约束的正则化方法,改进了复原性能。

不论使用哪种变换域的约束形式,当图像的分布统计特性与之不相匹配时,往往会造成错误的估计,导致图像复原失败<sup>[12]</sup>。由于图像分布和统计特征的复杂性,目前的基于确定性正则化的复原方法仅仅对于特定退化过程的某些特定图像具有很好的效果,即具有很强的图像依赖性。

#### 4.3 随机正则化图像复原方法

如上节所述,正则化定义连续(分段)函数上的能量泛函,可用于描述和解决多种底层的计算机视觉问题。随机正则化方法与确定正则化方法相比,具有几个潜在的优点:首先,可以在统计学上对退化过程进行建模,这样就能够更好地利用图像自身和退化过程的先验知识对未知量进行估计,而不仅仅是猜测赋予数据什么样的权重;其次,图像的概率分布可以提供方便、直观和符合实际的成像模型,而模型参数可以通过示例学习得到,这样就能够更好地利用不确定的先验信息进行图像复原;最后,由于随机正则化方法是基于统计学概率分布的,所以从原理上就能够估计出待复原未知量的完全概率分布,实现对解的不确定性建模,这对于处理后续的边缘截断是非常有益的。

在随机正则化的模式下,PSF 和图像被看作是概率空间的样本,可以通过 MAP 估计和 ML 估计最小化损失函数的期望值得到未知量。随着计算机视觉在字典学习和稀疏表示方面的进步<sup>[17]</sup>,这些方法在图像处理领域取得了巨大成功,成为图像复原方面的研究热点。

MAP 估计方法本质上是充分利用样本和参数的先验信息,把先验概率分布转化为后验概率分布进行优化,估计过程可融入许多附加限制,如强边缘检测、迭代 ML 估计以及 Framelet、Curvelet 和 Contourlet 等的稀疏性。从原理上来看,MAP 估计几乎能够处理所有退化图像,但许多实验表明基于 MAP 估计的图像复原方法的性能不够稳定,在某些情况下甚至比确定性滤波器更差,其主要因素来自两个方面:一是由于图像本身和退化过程难以泛化地描述和表示,目前技术条件下的方法大都是针对具体退化模型建立的,而对其它退化形态缺乏适应性。二是由于统计分布模型自身的缺陷,MAP 估计的性能过多的依

赖于样本数目与相关的统计理论,具有很强的图像和条件依赖性。文献[18,19]在 MAP 框架下,对运动模糊图像进行复原,发现同时估计退化图像和 PSF 的 MAP 方法通常存在数据过拟合问题,导致算法失效。研究发现,MAP<sub>x,k</sub> (同时估计退化图像和 PSF) 和 MAP<sub>k</sub> (仅仅估计 PSF) 两种方法在处理盲解卷积问题时具有相似的原理和实现,并且在处理大尺度 PSF 时具有类似的局限性,即在样本量不充足的情况下,全局优化不再趋于正确的模式。相比而言,由于 PSF 尺度比图像尺度要小许多,MAP<sub>k</sub> 估计方法便于更好地进行约束与优化,能够获得更稳定的复原结果。

#### 4.4 基于局部相似性的图像复原方法

自上世纪 80 年代起,自相似的概念逐渐在数学和物理中扮演起重要的角色。自相似指的是图像的某些局部区域在不同的位置以不同的尺度重复出现。自相似性最初用于分形图像压缩编码<sup>[20]</sup>,后来逐渐应用于图像复原。Efros 和 Leung<sup>[21]</sup>利用非局部自相似性对图像的纹理和空缺进行了修补。Buades 等<sup>[22-23]</sup>提出著名的非局部均值(Non-Local Means, NLM)模型,利用滤波器中的局部邻域相似性对灰度相似性进行改进,打破了双边滤波器<sup>[24]</sup>在邻域空间的约束。NLM 模型充分利用图像自身的重复模式,通过局部邻域相似性抑制噪声,可以有效复原边缘和细节等信息<sup>[25-26]</sup>。

NLM 的核心思想是分析和比较图像中的局部邻域相似性,并根据该相似性计算权值。在此思想的基础上,刘忠伟<sup>[14]</sup>提出一种基于非局部约束的 TV 图像复原方法,该方法将图像的局部关联性和非局部自相似性进行有效的互补,在 TV 正则项复原出图像结构的基础上,进一步利用非局部自相似性正则项复原边缘和细节等信息,同时能够有效抑制 TV 复原的阶梯效应,但是该算法对应用条件和参数设置非常严格,而且对于强噪声的抑制仍不够理想,有待于进一步的改进。

利用局部邻域的关联信息建立先验模型,对图像复原问题进行约束和优化,可使病态问题得到解决的思想在空域复原方法上占据着统治性地位。目前的很多复原方法都可归结为局部相似性的图像处理,例如邻域滤波器<sup>[27]</sup>、各向同性的高斯平滑滤波器<sup>[28]</sup>、各向异性的 Perona&Malik 模型<sup>[29]</sup>等。各国学者也在不断改进各种局部相似性方法,

然而由于图像局部相似性的规律难以建模和表示,目前技术条件下的局部处理方法离完全解决图像复原问题还有很大的差距<sup>[30]</sup>。

#### 4.5 基于示例学习的图像复原方法

近年来,图像的稀疏先验约束被广泛应用于图像复原,包括 NLM<sup>[23]</sup>、学习的稀疏化模型<sup>[31]</sup>、分段线性估计<sup>[32]</sup>、GMM (Generalized Method of Moments, 广义矩估计)<sup>[33]</sup>、FoE (Fields of experts, 领域专家)<sup>[34]</sup>、核回归<sup>[35]</sup>和三维滤波的块匹配 (Block Matching with 3D Filtering, BM3D)<sup>[36]</sup>, 这些方法大致可以分为两类: 基于重建的复原方法和基于学习的复原方法。基于重建的方法是通过模糊图像的退化过程进行建模构造清晰图像的先验约束,由观测的模糊图像估计原始的清晰图像,最终将图像复原问题转化为代价函数在约束条件下的最优化问题。这类方法可以有效地结合图像本身的先验知识,将复原的病态问题转化为良态问题,通常能够取得优于非模型化方法的结果。但由于图像分布和退化过程的复杂性,目前技术条件下还没有任何模型能够构建泛化的约束形式与之相匹配,这就导致基于重建的方法仅仅对于特定退化类型的特定图像或区域具有较好的复原效果。基于学习的方法目前主要用于图像的超分辨率复原<sup>[37]</sup>,其基本思想是:通过学习算法获得高低分辨率图像块之间的关系,用以指导高分辨率图像块的重建;从大量的训练样本集中获取先验知识作为超分辨率复原的依据,用学习过程中获得的知识对输入图像中的信息进行补充。这类方法通过学习获得先验知识,取代了基于重建方法中人为定义的方式,可获得更好的复原效果<sup>[29]</sup>,目前已成功应用于指纹、人脸和文字等图像的复原<sup>[38]</sup>。虽然基于学习的方法在超分辨复原中可以取得很好的效果,但却不能直接用于解决退化图像的复原问题,因为图像块的匹配是基于微几何结构相似性的,而退化图像的微几何结构特征已经被严重破坏,丢失了大量的边缘和细节等微几何结构信息。如果直接将基于学习的方法应用于退化图像复原,则输入的模糊图像块将不能像超分辨率复原中的低分辨率图像块一样匹配到合适的清晰图像块。因此,将基于学习的方法应用于退化图像的复原仍需要大量的研究工作。

除上述的多种复原方法外,近年来图像复原

领域流行的方法还包括基于变分贝叶斯框架的方法、基于迭代阈值/收缩技术的方法和基于算子分裂的方法。变分贝叶斯方法的主要思想是利用概率模型描述原始图像、PSF 和参数等未知量,并通过先验信息和 MAP 等方法获得未知量的最优估计,但常见的 GMM、Student's-t 分布、超 Laplacian 分布等并不能精确描述图像复杂的结构特征,有待进一步的深入研究。迭代阈值/收缩技术在图像复原问题中可保证解的存在且唯一,但是当阈值函数及参数选取不当或严重病态时,复原性能会受到很大的影响。算子分裂法是 Bregman 分裂、Douglas-Rachford 分裂和 ADM 等方法的总称,通常将约束优化问题转化为若干非约束优化问题进行处理,具有步骤简单、收敛速度快、复原效果好等优点,但是同样存在应用条件苛刻和参数选取复杂的问题。近年来,压缩传感/稀疏表示技术在图像复原中有广泛应用,该技术利用机器学习方法构建字典,并通过字典中原子的线性组合表征图像,具有很好的泛化性能,但由于目前基于机器学习的方法还不够成熟,往往存在欠学习和过学习的缺陷,另外很难通过具体的模型确定字典的种类和数量,因而还有待进一步的深入研究。

## 5 视频序列图像的复原方法

单幅退化图像复原方法过多依赖图像自身的先验知识,通过迭代方式同时估计 PSF 和原始图像,其最大缺点是缺少稳定性;另外,单幅复原方法较难确定目标偏移,也很难消除图像的抖动和偏移。对于复原问题,采用多帧的方式不仅可以有效地控制噪声,而且可以增强解的稳定性,达到快速收敛的效果,同时放宽了对支持域的要求。Christou 等<sup>[39]</sup>利用多幅观测图像作为解卷积的附加约束条件,将未知变量与观测量的比率从单帧图像的 2:1 减少到  $L$  帧图像的  $(L+1):L$ 。另外,序列图像的复原还能够利用视频的帧间信息作为先验条件。因此,与单幅图像复原相比,序列图像复原在理论上能够获得更低的系统误差和更可靠的结果<sup>[40]</sup>。

从广义上讲,视频序列图像复原技术包括单帧到单帧、多帧到单帧以及序列到序列的复原等 3 个方面,其中前两个方面得到了较为广泛的研

究,Schulz<sup>[41]</sup>提出了基于多帧的 ML 盲解卷积算法;张天序和洪汉玉等<sup>[42]</sup>提出了基于相邻两帧图像的 PSF 辨识和图像复原算法;杨秋英等提出了基于图像相关性的两帧序列图像复原算法<sup>[43]</sup>和基于功率谱 AR 模型估计的序列图像复原算法<sup>[44]</sup>。而序列到序列的复原,即对视频序列中所有图像帧进行复原的研究则相对较少<sup>[38]</sup>。理论上讲,任何的单幅图像复原方法均能用于视频序列中的各图像帧,以此可实现视频复原,即序列图像的静态批处理方法。但是在实际应用中,这往往会受到运算复杂度的限制,而且未能有效利用视频的帧间信息,导致复原的视频序列之间不连贯而出现闪烁现象<sup>[45]</sup>。

### 5.1 视频复原的特征

视频复原与图像复原有很大的相似性,但视频复原具有如下一些独有的特征。

#### 5.1.1 运动信息

场景中目标/相机的运动轨迹对于图像/视频复原是至关重要的。虽然从单幅图像中估计运动轨迹也是可能的(例如文献[46]),但是这些方法仅仅被限制到相机运动,或者静态场景中目标的运动;另外,这些方法的成败很大程度上依赖于目标分割算法的性能,分割过程中的任何误差都可能会在复原过程中放大。与此不同,从视频中估计运动则要容易很多,使用一些传统的运动检测方法,例如块匹配和光流法就能够有效地估计出运动向量场。

#### 5.1.2 空间变化属性

对于单幅退化图像,许多情况下的运动模糊复原难题是空间变化的。一个简单的例子是场景中包含一辆快速运动的汽车和一些静态的背景(背景是清晰的,而汽车是运动模糊的),对于这种特别的模糊复原问题,至少有两个不同的 PSF,使用哪个 PSF 取决于正在处理的像素位置。对于空间变化的图像复原难题,卷积矩阵  $\mathbf{H}$  不是块循环矩阵,因此不能应用 FFT(Fast Fourier Transform)找到有效的解决方案。相反地,对于视频的复原则要容易很多,PSF 在时间上是低通的,并且与像素位置无关,能够使用 FFT 有效地处理进而实现速度和精度上的巨大提升<sup>[47]</sup>。

#### 5.1.3 时间连贯性

时间连贯性主要是指视频沿着时间轴的平滑性。尽管视频平滑性能够像单幅图像复原一样在

空域中执行,但是逐帧地执行单幅图像复原并不能保证帧间连贯性。例如,通过重复单幅图像很多生成视频序列,其中每帧图像的平均亮度被随机地改变,如果仅仅研究每帧图像是没有问题的,但是当视频播放时,平均亮度的随机涨落将会产生闪烁现象。

由于视频复原的这些独有的特征,许多图像复原方法无法直接应用于视频复原。

### 5.2 三维解卷积与几种视频复原方法

三维卷积是传统二维卷积的一种自然扩展。给定时空体  $f(x, y, t)$  和点扩展函数  $h(x, y, t)$ , 信号  $g(x, y, t)$  通过卷积

$$g(x, y, t) = f(x, y, t) * h(x, y, t) = \sum_{u, v, \tau}^{\text{def}} h(u, v, \tau) f(x - u, y - v, t - \tau), \quad (6)$$

给定。由于卷积是线性操作,因此能够使用矩阵表示,则视频退化过程可按照下面的准则将信号  $f(x, y, t)$  映射到  $g(x, y, t)$ :

$$\mathbf{H}f = \text{vec}(g(x, y, t)) = \text{vec}(h(x, y, t) * f(x, y, t)). \quad (7)$$

假设卷积矩阵  $\mathbf{H}$  是具有周期边界和块循环结构的三次矩阵,在每个块内具有块循环行列式嵌套循环行列式块 (Block-Circulant with Circulant-Block, BCCB) 的子矩阵<sup>[48]</sup>, 那么该循环矩阵可以使用离散傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform, DFT) 矩阵进行对角化<sup>[49]</sup>。

定理:如果  $\mathbf{H}$  是三次的块循环矩阵,那么它能够通过三维的 DFT 矩阵  $\mathbf{F}$  进行对角化:

$$\mathbf{H} = \mathbf{F}^H \mathbf{\Lambda} \mathbf{F}, \quad (8)$$

其中:  $(\cdot)^H$  是厄米对称算子;  $\mathbf{\Lambda}$  是包含  $\mathbf{H}$  特征值的对角矩阵。

在视频复原难题中,与原始图像  $f(x, y, k)$  对应的第  $k$  帧观察图像可建模为:

$$g(x, y, k) = h(x, y, k) * f(x, y, k) + \eta(x, y, k), \quad (9)$$

其中:  $h(x, y, k)$  是退化视频的 PSF;  $\eta(x, y, k)$  是时空噪声。

为简化视频复原难题,目前的大部分方法大都假设视频遭受空间不变性模糊,即  $\eta(x, y, k)$  对于所有时间(或者较短的时间间隔内)是相同的,则式(9)的模型可简化为:

$$g_k = \mathbf{H} f_k + \eta, \quad (10)$$

在该模型的基础上,为改善视频的帧间连贯性和复原效果,文献[50]考虑处理下面的最小化问题:

$$\min_{f_k} \| \mathbf{H} f_k - g_k \|^2 + \lambda_s \sum_i \| D_i f_k \|_1 + \lambda_T \| f_k - M_k \hat{f}_{k-1} \|^2, \quad (11)$$

其中:  $\hat{f}_{k-1}$  是第  $k-1$  帧的解决方案;  $M_k$  是运动补偿操作算子,映射  $f_{k-1}$  坐标到  $f_k$  坐标;操作符  $D_i$  是  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  方向的空间前向有限差分操作算子;规整化参数  $\lambda_s$  和  $\lambda_T$  用于控制空间平滑性和时间平滑性的权重。

文献[51, 52]应用多通道的方法求解空间不变性模糊难题,将退化过程建模为:

$$g_i = \mathbf{H} M_{i,k} f_k + \eta, \quad (12)$$

其中:  $i = k-m, \dots, k, \dots, k+m$ ,  $m$  是时间窗口的尺寸(其范围一般为  $1 \sim 3$ );  $M_{i,k}$  是运动补偿操作算子,映射  $f_k$  坐标到  $g_i$  坐标。第  $k$  帧图像能够通过求解下面的最小化问题<sup>[51]</sup>进行复原:

$$\min_{f_k} \sum_{i=k-m}^{k+m} \alpha_i \| \mathbf{H} M_{i,k} f_k - g_i \|^2 + \lambda \| f_k \|_{TV2}, \quad (13)$$

其中,  $\alpha_i$  是常量;  $\| f_k \|_{TV2}$  是第  $k$  帧图像的各向同性全变分。

文献[52]分别利用加权的最小平方和加权的 TV 代替目标函数和各向同性 TV 规整化函数,通过迭代方式自适应地更新权重,最后完成每帧图像的复原。

这些方法的一个缺点是复原结果很大程度上依赖于运动估计和补偿的精度,尤其是在闭塞区域这种问题更加严重。假设  $M_{i,k}$  不能保持单射,那么  $M_{i,k}$  就不是全阶矩阵,而且  $M_{i,k}^T M_{i,k} \neq I$ , 最小化  $\| \mathbf{H} M_{i,k} f_k - g_i \|^2$  的结果就可能产生严重的误差<sup>[53]</sup>。文献[51]引入不可察觉像素的概念减少由  $M_{i,k}$  产生的误差,但是复原结果依然依赖于选择像素的有效性。

这些方法的另外一个缺点是实时性较差。由于块循环矩阵允许使用 DFT 方法,所以该属性是实现加速的主要条件,但是在多通道模型中,操作  $\mathbf{H} M_{i,k}$  不再是块循环矩阵。文献[51, 52]采用共轭梯度 (Conjugate Gradient, CG) 法求解最小化问题,虽然 CG 迭代的总次数可能会减少,但是每次迭代的运行时间都较长。表 1 展示了几种视频复原方法之间的区别。

表 1 几种视频复原方法的比较

Tab.1 Quantitative comparison of video restoration approaches

| 视频复原方法 | Ng <sup>[51]</sup>                      | Belekos <sup>[52]</sup>                       | Chan <sup>[50]</sup>            | Shechtman <sup>[47]</sup>   |
|--------|-----------------------------------------|-----------------------------------------------|---------------------------------|-----------------------------|
| 问题类型   | 超分辨率复原                                  | 超分辨率复原                                        | 退化复原                            | 超分辨率复原                      |
| 方法     | 逐帧的方法                                   | 逐帧的方法                                         | 逐帧的方法                           | 时空容积                        |
| 空间一致性  | $\sum \sqrt{[D_x f]_i^2 + [D_y f]_i^2}$ | $\sum_i w_i \sqrt{[D_x f]_i^2 + [D_y f]_i^2}$ | $\sum_i \ D_i f\ _1$            | $\ D_x f\ ^2 + \ D_y f\ ^2$ |
| 时间一致性  | $\ HM_{i,k} f_k - g_i\ ^2$              | 加权的 $\ HM_{i,k} f_k - g_i\ ^2$                | $\ f_k - M_k \hat{f}_{k-1}\ ^2$ | $\ D_i f\ ^2$               |
| 运动补偿   | 要求                                      | 要求                                            | 要求                              | 不要求                         |
| 运动模糊处理 | 空间变化算子                                  | 空间变化的算子                                       | 空间变化算子                          | 3D-FFT                      |
| 目标函数   | TV/L2                                   | 加权最小平方                                        | TV/L2+二次惩罚                      | Tikhonov                    |
| 求解程序   | 共轭梯度                                    | 共轭梯度                                          | 子梯度投影                           | 封闭形式的解                      |

## 6 图像复原的难点

在图像复原中,退化过程一般是非线性、时变和空变的,处理起来难度很大,往往找不到解或者难以利用计算机进行处理。另外,退化过程对目标成像的影响是复杂多变的,造成 PSF 难以确定且随机变化,这进一步加大了图像复原的难度。目前的图像复原方法,如限制逆滤波、最小二乘维纳滤波、功率谱滤波、最大熵复原、空间自适应限制复原、IBD 等大都基于空间不变 PSF 的假设,然而成像系统在空间和时间上的退化不可能完全相同,如光学透镜造成的场曲、畸变,成像平台的不规则振动,气流的随机变化等,都会产生空间变化的模糊图像,若仍使用相同 PSF 复原整幅图像显然是不够准确的,典型现象就是会表现人造伪像,如纹波、振铃等。

### 6.1 视觉的认知计算与图像复原

Mannos 和 Sakrison<sup>[54]</sup>研究表明,简单的数学指标如 MSE(Mean Squares Error)和 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio),不能可靠地估计图像的感知质量,并首次将视觉认知的概念应用于图像处理;他们根据 HVS(Human Vision System)的认知特性推导出了一个对比敏感度函数(Contrast Sensitivity Function, CSF),并将其应用于失真度量中更好地预测了图像质量。在 Mannos 和 Sakrison 的工作之后,许多研究团体相继投入到 HVS 模型的研究之中。Nil<sup>[55]</sup>提出一种视觉感知加权的离散余弦变换(Discrete Co-

sine Transform, DCT)图像编码方法,对于图像的压缩、复原和质量评价具有很好的应用价值。Ingo 和 Lina<sup>[56]</sup>提出一种具有感知失真控制的自适应图像编码方法,通过图像特征的局部自适应模型研究 HVS 掩模的属性,并通过检测最小感知失真阈值的方式计算出局部图像的失真敏感度映射图,该编码方法能够适应图像局部频率、方向和空间特性的变化,有效地控制了图像编码和重构过程中目标的失真度。尽管人类视觉的认知特性已经初步应用到图像的压缩、编码和质量评价等领域,但是对于图像复原来讲仍然有很多问题有待研究。

### 6.2 图像理解与图像复原

近年来,图像处理和计算机视觉在实际应用中取得了巨大进步,相应的技术和方法已经能够用于理解特殊类的图像,但至今仍缺乏一种对所有图像都有效的通用性理解方法,这主要取决于以下事实:只要不知道图像中蕴含哪些期望理解和认知的事物,就可以通过多种方式加以理解。目前的方法仅对图像中的可预测部分进行建模,缺乏智能性和学习能力,因此鲁棒性受到非常大的考验,一般都很难适应成像环境或目标的微小变化。

为了让计算机能够理解图像,科学家在人工智能、场景分析、图像处理、图像分析和计算机视觉等领域研究了几十年,各种方法在图像的本质描述和表征上存在着很大区别。

由于图像数据的稠密性和多义性,建立图像与描述之间的联系一般需要引入中间层描述。中

间层描述一般包含空间/几何信息,通常从一些基本的图像预处理开始降低噪声和失真,增强某些重要的特征;然后,依据图像数据提取特征信号(典型的特征信号包括图像的斑点、边、线、拐角和区域等),并将相应的描述存储于抽象的中间层内,这些描述不受理解范畴信息的约束,便于理解特定模式下的图像。

目前,图像理解的研究还处于初级阶段,其主要难点有:

(1)HVS 和大脑认知的模拟是相当困难的。

(2)由于图像自身的复杂性,特定问题的解决方法很难推广到一般情况,而通用性的解决方案又无法完成图像理解的任务。

(3)由于图像数据的稠密性和多维性,对其进行处理所需的计算量非常庞大。

图像理解的长远目标在于通过时间、空间和频域等的分析,最终挖掘出实用、鲁棒的计算理论和技术,完成对图像的理解与认知,从而使计算机

达到甚至超过人类的水平,显然这还有很长的路要走。

## 7 结 论

退化图像复原,特别是湍流退化图像的复原是一个世界性的难题,其难点在于其退化模型是未知的和随机变化的,且很难用数学解析式进行描述。此外,退化图像中可能含有噪声,图像序列之间可能存在偏移、抖动,这些因素进一步增加了图像复原的难度。国内外有不少学者多年来一直致力图像复原技术的研究和相关难题的解决,特别是近十年来有力地推进了图像复原技术和方法的研究和发展。本文重点介绍的也正是近年来单幅图像复原方法和视频序列图像复原技术的最新进展,希望对促进我国退化图像复原技术的发展和相关专业人员的研究工作起到一定的参考作用。

## 参 考 文 献:

- [1] FURHAD M H, TAHTALI M, LAMBERT A. Restoring atmospheric-turbulence-degraded images [J]. *Applied Optics*, 2016, 55(19): 5082-5090.
- [2] 徐晓睿,戴明,尹传历.基于小波变换的 RL 湍流退化图像复原算法[J].液晶与显示,2017,32(10):822-827.  
XU X R, DAI M, YIN C L. RL turbulence degraded image restoration algorithm based on wavelet transform [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2017, 32(10): 822-827. (in Chinese)
- [3] YE P, DOERMANN D. No-reference image quality assessment using visual codebook [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(7): 3129-3138.
- [4] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1/4): 259-268.
- [5] OSHER S, FEDKIW R. *Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces* [M]. New York: Springer, 2003.
- [6] GOLDLUECKE B, CREMERS D. An approach to vectorial total variation based on geometric measure theory[C]// *Proceedings of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2010: 327-333.
- [7] OLIVEIRA J P, BIOUCAS-DIA J M, FIGUEIREDO M A T. Adaptive total variation image deblurring: a majorization-minimization approach [J]. *Signal Processing*, 2009, 89(9): 1683-1693.
- [8] BECK A, TEOULLE M. Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image denoising and deblurring problems [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(11): 2419-2434.
- [9] CHANTAS G, GALATSANOS N P, MOLINA R, et al. Variational bayesian image restoration with a product of spatially weighted total variation image priors [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(2): 351-362.
- [10] CAMPISI P, EGIAZARIAN K. *Blind image Deconvolution: Theory and Applications* [M]. Boca Raton: CRC Press, 2016.
- [11] 陈新兵,杨世植,王先华,等.基于曲面拟合与广义总变分的卫星图像盲复原[J].仪器仪表学报,2009,30(9): 1896-1901.

- CHEN X B, YANG S Z, WANG X H, *et al.* Satellite image blind restoration based on surface fitting and generalized total variation [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(9): 1896-1901. (in Chinese)
- [12] CAI J F, JI H, LIU C Q, *et al.* Blind motion deblurring from a single image using sparse approximation [C]// *Proceedings of 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, FL, USA: IEEE, 2009: 104-111.
- [13] BANHAM M R, KATSAGGELOS A K. Spatially adaptive wavelet-based multiscale image restoration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5(4): 619-634.
- [14] 刘忠伟.基于非局部约束和样例学习的图像复原[D].西安:西安电子科技大学,2012.  
LIU Z W. Image restoration based non-local constraint and example learning [D]. Xi'an: Xidian University, 2012. (in Chinese)
- [15] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, *et al.* Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [C]// *Proceedings of 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, FL, USA: IEEE, 2009: 1964-1971.
- [16] 王良化,练秋生.基于联合规整化约束的图像盲复原[J].燕山大学学报,2012,36(1):50-56.  
WANGG H, LIAN Q S. Blind deconvolution based on fusion of regularization terms [J]. *Journal of Yanshan University*, 2012, 36(1): 50-56. (in Chinese)
- [17] 杨航,吴笑天,王宇庆.基于结构字典学习的图像复原方法[J].中国光学,2017,10(2):207-218.  
YANG H, WU X T, WANG Y Q. Image restoration approach based on structure dictionary learning [J]. *Chinese Optics*, 2017, 10(2): 207-218. (in Chinese)
- [18] JIA J Y. Single image motion deblurring using transparency [C]// *Proceedings of 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis, USA: IEEE, 2007: 1-8.
- [19] SHAN Q, JIA J Y, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1-10.
- [20] 常振春,禹晶,肖创柏,等.基于稀疏表示和结构自相似性的单幅图像盲解卷积算法[J].自动化学报,2017,43(11): 1908-1919.  
CHANG Z C, YU J, XIAO C B, *et al.* Single image blind deconvolution using sparse representation and structural self-similarity [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(11): 1908-1919. (in Chinese)
- [21] EFROS A A, LEUNG T K. Texture synthesis by non-parametric sampling [C]// *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision*. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999: 1033-1038.
- [22] BUADES A, COIL B, MOREL J M. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2005, 4(2): 490-530.
- [23] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]// *Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, USA: IEEE, 2005: 60-65.
- [24] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C]// *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision*. Bombay, India: IEEE, 1998: 839-846.
- [25] LI H J, SUEN C Y. A novel non-local means image denoising method based on grey theory [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 49: 237-248.
- [26] NGUYEN M P, CHUN S Y. Bounded self-weights estimation method for non-local means image denoising using minimax estimators [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1637-1649.
- [27] BUADES A, COLL B, MOREL J M. Nonlocal image and movie denoising [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 76(2): 123-139.
- [28] 曲光夫.一种基于  $L_1$  范数及高斯平滑的图像复原方法[D].兰州:兰州大学,2013.  
QU G F. A new image restoration method by Gaussian smoothing with  $L_1$  norm regularization [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2013. (in Chinese)
- [29] 徐玉蕊,刘乐,王刚刚,等.基于字典学习的大气湍流退化图像复原技术应用[J].吉林大学学报(信息科学版), 2016,34(1):153-157.

- XU Y R, LIU L, WANG G G, *et al.* Restoration of atmospheric turbulence degraded image based on dictionary learning [J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2016, 34(1): 153-157. (in Chinese)
- [30] LIU H F, XIONG R Q, ZHANG X F, *et al.* Nonlocal gradient sparsity regularization for image restoration [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(9): 1909-1921.
- [31] 刘建伟, 崔立鹏, 罗雄麟. 结构稀疏模型[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1309-1337.  
LIU J W, CUI L P, LUO X L. Structured sparse models [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(6): 1309-1337. (in Chinese)
- [32] YU G S, SAPIRO G, MALLAT S. Solving inverse problems with piecewise linear estimators: from Gaussian mixture models to structured sparsity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(5): 2481-2499.
- [33] SANDEEP P, JACOB T. Single image super-resolution using a joint GMM method [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(9): 4233-4244.
- [34] ROTH S, BLACK M J. Fields of experts: a framework for learning image priors [C]//*Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, CA, USA: IEEE, 2005: 860-867.
- [35] TAKEDA H, FARSIU S, MILANFAR P. Deblurring using regularized locally adaptive kernel regression [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(4): 550-563.
- [36] LI Y J, ZHANG J W, WANG M N. Improved BM3D denoising method [J]. *IET Image Processing*, 2017, 11(12): 1197-1204.
- [37] 徐健, 常志国, 张小丹. 采用交替 K-奇异值分解字典训练的图像超分辨率算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2017, 42(8): 1137-1143.  
XU J, CHANG Z G, ZHANG X D. Image super-resolution based on alternate K-singular value decomposition [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(8): 1137-1143. (in Chinese)
- [38] 卢振波. 基于正则化优化的图像视频复原方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.  
LU Z B. Researches on image and video restoration based on regularization optimization [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2017. (in Chinese)
- [39] CHRISTOU J C, ROORDA A, WILLIAMS D R. Deconvolution of adaptive optics retinal images [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2004, 21(8): 1393-1401.
- [40] 张姣, 李俊山, 李成, 等. 基于低秩稀疏分解的湍流退化图像序列的盲去卷积算法[J]. 光电子·激光, 2015, 26(7): 1374-1380.  
ZHANG J, LI J S, LI C, *et al.* A multi-frame blind deconvolution algorithm based on low-rank decomposition for turbulence-degraded images [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2015, 26(7): 1374-1380. (in Chinese)
- [41] SCHULZ T J. Multiframe blind deconvolution of astronomical images [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1993, 10(5): 1064-1073.
- [42] 洪汉玉, 张天序, 余国亮. 基于 Poisson 模型的湍流退化图像多帧迭代复原算法[J]. 宇航学报, 2004, 25(6): 649-654.  
HONG H Y, ZHANG T Y, YU G L. Iterative multi-frame restoration algorithm of turbulence-degraded images based on poisson model [J]. *Journal of Astronautics*, 2004, 25(6): 649-654. (in Chinese)
- [43] 杨秋英, 赵剌. 相关序列图像复原算法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(9): 1546-1550.  
YANG Q Y, ZHAO Y. Restoration algorithm of sequence images in aero-optics [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(9): 1546-1550. (in Chinese)
- [44] 杨秋英, 赵剌, 许东. 基于功率谱 AR 模型估计的序列图像复原算法研究[J]. 红外与激光工程, 2006, 35(S1): 147-151.  
YANG Q Y, ZHAO Y, XU D. Restoration sequence images based on power spectrum AR modeling estimation [J]. *Infrared and laser Engineering*, 2006, 35(S1): 147-151. (in Chinese)
- [45] WANG R X, TAO D C. Non-local auto-encoder with collaborative stabilization for image restoration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(5): 2117-2129.
- [46] DAI S Y, WU Y. Motion from blur [C]//*Proceedings of 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern*

- Recognition*. Anchorage, AK, USA: IEEE, 2008: 1-8.
- [47] 李俊山,杨亚威,朱子江,等.非凸性优化与动态自适应滤波的湍流退化视频复原[J].液晶与显示,2017,32(6): 482-490.
- LI J S, YANG Y W, ZHU Z J, *et al.* Turbulence-degraded video restoration based on non-convexity optimization and dynamical adaptive filtering [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2017, 32(6): 482-490 (in Chinese)
- [48] KIMB. Numerical optimization methods for image restoration [D]. Stanford: Stanford University, 2002.
- [49] GOLUB G H, VAN LOAN C F. *Matrix Computation* [M]. 2nd ed. Baltimore: Johns Hopkins University Press, 1989.
- [50] CHAN S H, NGUYEN T Q. LCD motion blur: modeling, analysis, and algorithm [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(8): 2352-2365.
- [51] NG M K, SHEN H F, LAM E Y, *et al.* A total variation regularization based super-resolution reconstruction algorithm for digital video [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2007, 2007: 074585.
- [52] BELEKOS S P, GALATSANOS N P, KATSAGGELOS A K. Maximum a posteriori video super-resolution using a new multichannel image prior [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(6): 1451-1464.
- [53] CHOI M G, GALATSANOS N P, KATSAGGELOS A K. Multichannel regularized iterative restoration of motion compensated image sequences [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 1996, 7(3): 244-258.
- [54] MANNOS J, SAKRISON D. The effects of a visual fidelity criterion of the encoding of images [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1974, 20(4): 525-536.
- [55] NILLN. A visual model weighted cosine transform for image compression and quality assessment [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1985, 33(6): 551-557.
- [56] HONTSCHI, KARAM L J. Adaptive image coding with perceptual distortion control [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(3): 213-222.

**作者简介:**李俊山(1956—),男,陕西白水人,博士,教授,博士生导师,主要从事图像处理与目标识别、图像理解与计算机视觉方面的研究工作。E-mail:lijunshan403@163.com

杨亚威(1986—),男,湖南民权人,博士,工程师,主要从事红外图像处理与目标识别、图像复原方面的研究工作。

张姣(1988—),女,陕西汉中,博士,工程师,主要从事图像复原、目标识别方面的研究工作。

李建军(1978—),男,辽宁凤城人,博士,讲师,主要从事图像处理、虚拟现实技术方面的研究工作。