

文章编号:1007-2780(2017)06-0482-09

# 非凸性优化与动态自适应滤波的湍流退化视频复原

李俊山<sup>1,2\*</sup>, 杨亚威<sup>3</sup>, 朱子江<sup>1</sup>, 张 姣<sup>2</sup>, 邓耀华<sup>4</sup>

(1. 广东外语外贸大学 南国商学院, 广东 广州 510545;

2. 火箭军工程大学 信息工程系, 陕西 西安 710025;

3. 中国人民解放军 96215 部队, 广西 柳州 545616;

4. 广东工业大学 机电工程学院, 广东 广州 510006)

**摘要:**针对目标探测器在大气中高速飞行时受湍流干扰,导致光学系统接收到的视频/图像产生像素偏移、模糊、信噪比降低等问题,本文对湍流退化视频/图像复原的复杂性及复原方法进行了研究,提出了一种基于非凸势函数优化与动态自适应滤波的湍流退化视频复原方法。首先,研究了湍流退化视频的求和与去模糊框架,并通过利用非刚性配准方法对刚性全局配准方法进行改进,进一步缩小了模糊核的尺度;然后,在计算机视觉的非凸优化框架下,构建了图像解卷积的非凸性算法,有效地解决了图像解卷积难题;最后,结合湍流退化视频自身特点,对超分辨率视频复原的动态自适应滤波框架进行了扩展与改进,使其适用于湍流退化视频的复原。仿真实验结果表明,本文方法的复原效果不仅有较大提升,而且实现了对湍流退化视频序列的动态自适应复原。

**关键词:**大气湍流;视频复原;点扩展函数;非凸性优化

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20173206.0482

## Turbulence-degraded video restoration based on non-convexity optimization and dynamical adaptive filtering

LI Jun-shan<sup>1,2\*</sup>, YANG Ya-wei<sup>3</sup>, ZHU Zi-jiang<sup>1</sup>, ZHANG Jiao<sup>2</sup>, DENG Yao-hua<sup>4</sup>

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

2. *Department of Information Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China;* 3. *96215 Unit of People's Liberation Army, Liuzhou 545616, China;*

4. *School of Electro-Mechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)*

**Abstract:** The video/image received by optical system suffers degradation such as pixel deviation,

**收稿日期:**2017-01-17; **修订日期:**2017-02-21.

**基金项目:**国家自然科学基金项目(No. 61175120);广州市科技计划项目(No.201510010094);广东省省级科技计划项目(No.2016B010112003)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61175120);Guangzhou Science and Technology Plan Project (No.201510010094); Guangdong Provincial Science and Technology Program (No. 2016B010112003)

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

blurring and signal to noise ratio reduction, when the target detector flies at high speed in the atmosphere is affected by turbulent interference. In this paper, the complexity of turbulence-degraded image restoration and deblurring methods are studied, and a video restoration method based on non-convexity optimization and dynamical adaptive filtering method is proposed. Firstly, we study the sum and deblur framework of turbulence-degraded video. By improving the rigid global registration with non-rigid local registration, the scale of blur kernel can be narrowed. Secondly, a non-convexity deconvolution algorithm is constructed based on the non-convexity optimization framework, which can solve the difficulty of image deconvolution problem effectively. Finally, dynamic adaptive filtering framework of video super-resolution recovery is expanded with the characteristics of turbulence-degraded. Simulation experiment results show that the proposed method can not only improve the quality of restored image, but also implement dynamic self-adaptive restoration of turbulence-degraded video.

**Key words:** atmospheric turbulence; video restoration; point spread function; non-convexity

## 1 引言

目标探测器在大气中高速飞行时会受到湍流的干扰,导致光学系统接收到的图像/视频是退化模糊的,严重时会影响对目标的识别与跟踪。因此,需要对接收到的图像/视频中由湍流效应引起的像素偏移、畸变、模糊等进行校正和复原<sup>[1]</sup>。

理论上讲,任何的单幅图像复原方法均能应用于视频序列中的各帧图像的复原,以此思路实现的视频复原,即是序列图像复原的静态批处理方法。但是该方法在实际应用中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>[2]</sup>。

大气层中不均匀的温度及其变化会产生不均匀的折光系数,导致来自相同光源的光线通过不相同的路径而到达目的地。另外,空气温度也随时间快速变化,导致湍流退化图像在空间和时间上都是变化的。视觉上,通过大气湍流捕获的图像是模糊和有一定扭曲的,失真趋向是混乱的。在相同的湍流条件下,影响图像退化的两个直接因素是探测器与探测目标的距离和成像设备的曝光时间。一般来说,探测器与探测目标的距离越远,图像退化越严重。在天文学领域通常采用一个较近距离的向导目标度量失真,并使用该信息校准远距离的失真目标<sup>[3]</sup>;而短曝光图像近似于“冻住”湍流,这样就在曝光时间内避开了湍流对时间变化的影响,随着数字成像技术和自适应光

学系统的进步,成像设备的曝光时间逐渐缩短,为精确求解湍流退化图像/视频的复原问题提供了可能性。处理这种短曝光湍流退化图像的经典方法是“平移和叠加”思想<sup>[4]</sup>,该方法假设大部分点扩展函数(也称为降晰函数、模糊核)(Point Spread Function, PSF)的能量以峰值为中心,不同 PSF 的峰值在相同位置是不同的,导致不同的短曝光图像是无序的。通过对图像进行平移会使所有 PSF 的峰值排成一线,并对图像序列进行复原能够获得比单帧图像更好的复原效果,这种复原框架称为“求和与去模糊”框架<sup>[5]</sup>。文献[6]通过应用一种预配准步骤提升求和与去模糊框架的性能,在对图像进行求和之前,通过与基准图像进行配准来减少湍流引起的扭曲,配准后图像的求和能够进一步减少复原过程中的误差,从而获得好的复原效果。

近几年来,有学者将一些新的先验模型和鲁棒性方法引入到变分算法之中,在图像复原和非刚性配准方面取得了巨大的进步<sup>[7]</sup>。受这些方面进展的启发,本文实现了一种综合利用变分方法、具有非刚性配准特点的刚性全局配准方法、非凸优化的图像复原框架、最大后验分布约束优化、动态自适应滤波的湍流图像/视频复原算法。首先,基于构建的湍流退化视频的求和与去模糊框架及改进的基于变分光流估计的非刚性配准算法,进一步缩小了模糊核的尺度。接着,采用构建的非凸优化框架下的图像解卷积及复原框架进行首帧图像的复原,有效地解决了图像解卷积难题。然后,对一种基于

首帧参考高分辨率图像与最大后验分布约束优化相结合的超分辨率复原方法进行扩展和改进,使其适应于湍流退化视频的复原。最后,基于真实湍流视频数据的仿真实验结果,验证了本文方法的有效性和稳定性。

## 2 相关技术研究综述

### 2.1 湍流退化视频序列的刚性全局配准

在湍流退化视频序列中,由相机抖动或较大空气块运动所产生的时间独立全局性平移会影响到采集的退化图像。通过最小化所有图像与潜在的原始图像之间的平移量,以及每幅图像与一幅基准图像之间的刚性全局配准可使所有图像排列成一条直线。由于潜在的原始图像是未知的,基准图像采用观察图像的平均<sup>[8]</sup>或者中值<sup>[6]</sup>来粗略估计潜在的原始图像。模糊图像序列与基准图像之间的刚性全局配准可用当前技术条件下的 Lazaridis 和 Petrou 算法<sup>[9]</sup>实现。简单来说,就是每个像素被指派一个代表它的邻域 Walsh 变换的值,然后通过产生的特征图像建立关系来实现配准<sup>[9]</sup>。文献<sup>[9]</sup>研究表明,全局配准能够缩窄退化图像序列的偏移直方图,从而减少模糊核的宽度。真实湍流退化视频序列的实验结果表明,模糊核变小会产生更好的去模糊复原结果。

### 2.2 非凸势函数优化与图像的全变分复原

自从 Geman<sup>[10]</sup>和 Mumford<sup>[11]</sup>在图像复原方面的开创性工作以来,变分方法中非凸势函数的非凸性已经从不同的方面被证明,包括鲁棒性统计<sup>[12]</sup>、非线性偏微分方程<sup>[13]</sup>、自然图像统计<sup>[14]</sup>、启发式非凸问题求解<sup>[15]</sup>。较多的实验表明<sup>[12]</sup>,利用非凸势函数解决计算机视觉难题的选择是正确的,但应用非凸势函数找到合适的最小值是非常的困难。早期的方法是基于退火类型的框架<sup>[10]</sup>和延拓的思想,例如渐变非凸性算法<sup>[16]</sup>。但这些方法速度很慢,并且结果很大程度上依赖于初始的猜测值。Geman 和 Reynolds<sup>[17]</sup>通过将平滑的非凸势函数分解为一系列二次函数的下确界而取得了突破,并启发出一种用以求解一系列二次难题的算法框架,即迭代重加权最小平方算法(iteratively reweighted least squares, IRLS)。

该算法很快成为一种标准的非凸性求解方法,并在多方面得到了扩展研究<sup>[18]</sup>。

IRLS 算法要求非凸性函数能够由二次函数准确估计,但不包含非凸性  $l_p$  伪范数(这里,  $p \in (0,1)$ ),它在 0 处不可微。Candes 等<sup>[19]</sup>通过迭代重加权  $l_1$  (iteratively reweighted  $l_1$ , IRL1)算法使其能用于求解一系列的非平滑  $l_1$  问题。IRL1 算法起初用在  $l_1$  规整化压缩感知中以改进稀疏属性,后来发现该算法对于计算机视觉应用也是适用的。对于稀疏复原这类非凸性  $l_2-l_p$  难题,Chen 等<sup>[20]</sup>得出了 IRL1 算法的收敛结果。

### 2.3 视频复原的动态自适应滤波框架

视频序列复原的静态批处理方法较为简单,可直接将各种成熟的单帧图像复原方法应用于视频序列的复原。但该方法实现过程中需要存储大量低分辨率图像,且计算开销也比较大;而且这种对序列中各帧图像采取相同处理的方法未能有效利用相邻帧中已复原图像的有关信息,会造成计算量的重复和浪费。

针对静态批处理方法存在的问题,许多专家结合视频序列超分辨率复原过程自身的特点,提出了动态自适应滤波方法,其基本思想是利用序列中连续各帧图像间的相关性,推导和重建复原过程中高分辨率序列代价函数的迭代公式,以充分利用已复原的高分辨率图像的有效信息,实现后续帧的高质量复原。文献<sup>[21]</sup>通过对一种基于最大后验概率的视频序列超分辨率复原算法进行扩展,根据所建立的观测模型推导相应的代价函数,并利用建立的动态自适应滤波框架,逐帧求解出复原图像。

## 3 湍流退化视频复原模型构建

### 3.1 湍流退化视频的求和与去模糊框架

一般的退化图像能够描述为原始图像与空间不变 PSF 的卷积,而湍流退化图像却是由空间变化的模糊核产生的,模糊和扭曲的图像很难通过传统的解卷积方法进行复原,但这种空间变化的模糊可分解为空间不变的模糊核和形变矩阵的联合<sup>[6]</sup>。在相同静止场景下,水平方向上长范围的序列图像可建模如下:

令  $\mathbf{x}$  为原始的静止场景 ( $[1 \times n^2]$ , 以列向量的形式表示),  $\mathbf{y}_t$  是  $t$  时刻捕获的图像 ( $[1 \times n^2]$ ),  $\mathbf{H}$  是空间和时间不变的模糊核 ( $[n^2 \times n^2]$ ),  $\mathbf{D}_t$  是在  $t$  时刻空间和时间独立的形变矩阵 ( $[n^2 \times n^2]$ ),  $\mathbf{n}_t$  是  $t$  时刻的高斯白噪声 ( $[1 \times n^2]$ ), 则

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{D}_t \cdot \mathbf{H} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{n}_t. \quad (1)$$

式(1)表明, 由于光学系统和湍流的影响, 原始图像随时间的变化在时刻  $t$  模糊和退化。

求和与去模糊策略用于从静止场景的湍流畸变图像序列中重构一幅高质量的退化图像, 其基本形式通过退化图像序列  $\{\mathbf{y}_t\}$  上的像素平均来实现

$$\mathbf{z} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{y}_t. \quad (2)$$

使用求和与去模糊的原因有两个方面: 首先, 平均减少了加性高斯白噪声的能量; 其次, 平均大量湍流图像相当于在  $\mathbf{x}$  上执行空间不变的模糊操作<sup>[8]</sup>。这样, 对多幅扭曲(通过  $\mathbf{D}_t$ )和模糊(通过  $\mathbf{H}$ )形式的图像  $\mathbf{x}$  进行平均所得图像  $\mathbf{z}$ , 就转化为原始场景图像、扭曲矩阵和空间不变 PSF 之间的卷积, 然后对其进行复原即可得出原始场景的估计图像  $\hat{\mathbf{x}}$ 。

扭曲矩阵  $\mathbf{D}_t$  的作用在于: 当湍流影响一幅图像时, 扭曲  $\mathbf{D}_t$  造成图像的弯曲, 它移动原始图像  $\mathbf{x}$  中的每个像素到  $\mathbf{y}_t$  中的相应位置。令  $(d_{u,t}(i, j), d_{v,t}(i, j))$  表示  $t$  时刻图像中的  $x(i, j)$  由  $\mathbf{D}_t$  所产生的水平和垂直偏移, 如式(3)。

$$\mathbf{y}_t(i - d_{u,t}, j - d_{v,t}) = \mathbf{x}(i, j), \quad (3)$$

对于每个位置  $(i, j)$ ,  $(d_{u,t}(i, j), d_{v,t}(i, j))$  关于时间  $t$  近似符合 Gaussian 分布。随着温度

的升高, 湍流效应增强, 导致分布的方差增大, 这样对大量的扭曲图像  $\mathbf{x}$  进行平均就相当于新的模糊图像遭受空间不变 PSF 的退化, 可记为  $\mathbf{H}_{\text{distortions}}$ 。因此, 在列向量的形式下,  $\mathbf{z}$  可表示为原始图像  $\mathbf{x}$  与空间不变 PSF 和  $\mathbf{H}_{\text{distortions}}$  的卷积:

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}_{\text{distortions}} \cdot \mathbf{H} \cdot \mathbf{x} + \bar{\mathbf{n}}, \quad (4)$$

其中:  $\bar{\mathbf{n}}$  是平均的高斯白噪声。在应用求和与去模糊框架进行湍流退化视频复原时, 需要解决在少量加性白噪声 ( $\bar{\mathbf{n}}$ ) 的情况下, 由湍流和光学系统模糊(式(1)中引入的  $\mathbf{H}$ )以及扭曲 ( $\mathbf{H}_{\text{distortions}}$ ) 累积造成的空间不变性模糊。

### 3.2 非刚性配准的改良

对于在求和与去模糊过程的模糊核尺度缩减, 与文献[9]通过退化图像序列的刚性配准来缩窄模糊核的方法不同, 本节采用一种非刚性配准方法有效地减小了模糊核的尺度。由式(1)可知, 每幅输入图像  $\mathbf{y}_t$  会受一个扭曲矩阵  $\mathbf{D}_t$  的影响,  $\mathbf{D}_t$  描述了  $\mathbf{x}$  中的每个像素到  $\mathbf{y}_t$  中位置的移动。因此, 拟通过先估计  $\mathbf{D}_t$ , 然后在  $\mathbf{y}_t$  上执行逆变换来得出非扭曲形式的图像。

与刚性全局配准类似, 本节在使用光流分析法<sup>[22]</sup>估计  $\mathbf{D}_t$  时, 需要一幅基准图像与  $\mathbf{y}_t$  进行比较, 最佳的选择是  $\mathbf{x}$ , 但由于它是未知的, 所以拟采用退化图像序列的均值或中值对其进行估计, 通过获取序列图像之间的光流执行非刚性配准, 并且对失真图像进行相应畸变的矫正。实验表明该方法能够缩小退化图像序列的偏移直方图, 减小  $\mathbf{H}_{\text{distortions}}$  的尺度。本节并拟通过采用文献[22]的变分光流方法, 用以获得具有更小值的加权连续性(层次连续性、梯度连续性和光流场平滑性)。变分光流方法的形式为:

$$E(u, v) = \int_{\Omega} [\Psi(|\mathbf{I}(x + u, y + v, t + 1) - \mathbf{I}(x, y, t)|^2) + \lambda |\nabla \mathbf{I}(x + u, y + v, t + 1) - \nabla \mathbf{I}(x, y, t)|^2 + \alpha \Psi(|\nabla_3 u|^2 + |\nabla_3 v|^2)] dx dy, \quad (5)$$

其中:  $\mathbf{I}(x, y, t)$  代表输入数据,  $\Psi(s^2) = \sqrt{\epsilon^2 + s^2}$  是鲁棒  $l_1$  范数的平滑估计。可根据 Euler-Lagrange 等式的解决方案, 通过由粗到精地迭代方式获取式(5)的最小化。

## 4 图像复原的非凸优化方法

令  $\mathbf{z}$  是  $\mathbf{x}$  的模糊形式, 这样式(4)就简化为  $\mathbf{z}(i, j) = \mathbf{h}(i, j) * \mathbf{x}(i, j) + \mathbf{n}(i, j)$ , 其中  $\mathbf{h}$  是一

个已知的空间不变模糊核,  $\mathbf{n}$  是加性的高斯白噪声。复原目标是找到尽可能与  $\mathbf{x}(i, j)$  相似的  $\hat{\mathbf{x}}(i, j)$ , 这是一个病态的逆问题。本节拟通过改进 IRL1 算法, 对优化框架进行彻底的分析和扩

展, 使其适用于图像/视频复原。

#### 4.1 计算机视觉的非凸优化框架

对于计算机视觉任务, 非凸性优化过程可以规划为<sup>[23]</sup>:

$$\min_{Ax=b} F(x) = \min_{Ax=b} F_1(x) + F_2(|x|): = \min_{Ax=b} \|Tx - g\|_q^q + \Lambda^T F_2(|x|), \quad (6)$$

其中:  $F_2: H_+ \rightarrow H_+$  是坐标态递增的凹函数,  $A: H \rightarrow H_1$ ,  $T: H \rightarrow H_2$  分别是有限维 Hilbert 空间  $H$  到  $H_1$  和  $H$  到  $H_2$  的线性操作。权重  $\Lambda \in H_+$  具有非负的元素。数据项是凸  $l_q$ -范数,  $q \geq 1$ 。  $F_2(|x|)$  的原型为规整化的  $l_p$  范数,  $0 < p < 1$ ,  $\epsilon \in R_+$ , 或者是非凸的  $\log$  函数, 具体形式如下:

$$|x_i| \quad (|x_i| + \epsilon)^p \quad \text{or} \quad |x_i| \quad \log(1 + \beta |x_i|), \quad \forall i. \quad (7)$$

对于这两种坐标态严格递增的规整化项, 可使用其中的任一种进行内积  $F_2 = \Lambda^T F_2$ 。  $l_p$  范数可通过  $\epsilon$  规整化变成 Lipschitz, 而  $\log$  函数自然就是 Lipschitz。

这样 IRL1 算法就简化为

$$x^{k+1} = \arg \min_{Ax=b} \|Tx - g\|_q^q + \|\text{diag}(\Lambda)(w^k \cdot x)\|_1, \quad (8)$$

通过  $F_2$  的超微分给定的权重为

$$w_i^k = \frac{p}{(|x_i^k| + \epsilon)^{1-p}} \quad \text{or} \quad w_i^k = \frac{\beta}{1 + \beta |x_i^k|}, \quad (9)$$

文献[23]表明, 通过上述的构建,  $(F(x^k))$  收敛并且单调递减。在给定

$$F(x) \rightarrow \infty, \quad \forall \|x\| \rightarrow \infty \wedge Ax = b$$

的条件下,  $(x^k)$  序列保证存在一个聚点, 这对于求解图像复原难题是非常重要的<sup>[24]</sup>。

令  $\mathbf{I}_u$  是  $\dim(u) \times \dim(u)$  维的单位矩阵,  $T_u$  是维数的操作符, 在式(6)中设置

$$\mathbf{x} = (u, v)^T, \mathbf{T} = \begin{pmatrix} T_u & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \mathbf{g} = (g_u, 0)^T, \mathbf{A} = (0, (1/\lambda)_v)^T, \mathbf{A} = (K_u - \mathbf{I}_v), \mathbf{b} = (0, 0)^T \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{T}$  是具有操作符  $T_u$  和 0 块的块矩阵, 这样就可产生典型的图像复原框架:

$$\min_u \lambda \|T_u u - g_u\|_q^q + F_2(|K_u u|), \quad (11)$$

其中, 操作符  $K_u$  可以使用梯度或者学习的先验信息<sup>[24]</sup>。

#### 4.2 图像解卷积的非凸框架算法

对于式(9)内层的凸最小化问题, 本文采用文献[25]中的方法, 有效地解决了图像解卷积难题, 并且已经证明出, 当式(6)中  $F_1$  或  $F_2$  是一致凸时, 最优的收敛速度为  $O(1/n^2)$ , 更加一般的情况收敛速度为  $O(1/n)$ 。

本文针对外层的非凸问题。令  $(x^{k,l})$  为 IRL1 算法产生的序列, 其中索引  $l$  表示求解凸问题的内层迭代,  $k$  为外层迭代。可以证明  $(F(x^{k,0}))$  是单调递减的, 这样就为内层问题和外层问题提供了一种自然的停止迭代标准。只要达到式(12)的条件, 就会停止内层迭代

$$F(x^{k,l}) < F(x^{k,0}) \quad \text{or} \quad l > m_i, \quad (12)$$

其中:  $m_i$  是内层迭代的最大次数。对于固定的  $k$ , 令迭代次数  $l_k$  满足内部停止迭代条件式(12), 那么外层迭代的停止条件为

$$\frac{F(x^{k,0}) - F(x^{k+1,0})}{F(x^{0,0})} < \tau \quad \text{or} \quad \sum_{i=0}^k l_i > m_o, \quad (13)$$

其中:  $\tau$  是定义的期望精度阈值,  $m_o$  是最大的迭代次数。本文使用的缺省值为  $\tau = 10^{-6}$ ,  $m_o = 5\,000$ ,  $m_i = 100$ 。

## 5 动态自适应滤波的视频复原方法

在实际应用中, 传感器参数和湍流级别变化非常缓慢, 且模糊核依赖于湍流的级别, 噪声能量依赖于传感器, 完全能够通过湍流退化模型和传感器噪声模型独立地估计模糊核与噪声, 这样式(4)就转化为模糊核和噪声已知的非盲解卷问题, 对于该问题已经有一些解决方案, 例如 FTVd<sup>[26]</sup>、BM3D<sup>[27]</sup> 和 IRLS<sup>[19]</sup> 等。但由于这些

方法对参数设置比较严格,微小的参数差异可能会在进一步的迭代和优化中由于累计而造成复原失败,且这些方法的最优结果大多需要人工干预。分析验证表明,将这些单帧图像复原方法直接应用于湍流退化视频的复原是牵强的。

基于以上分析,本文引入一种基于首帧高分辨率图像的动态自适应滤波视频复原方法<sup>[28]</sup>,该方法考虑到了视频序列复原问题自身的特点,有效利用了序列中已复原帧的信息,能够在一定程度上提高算法的效率和复原质量。本节将对该方法进行改进和扩展,使其可适应于湍流退化视频序列的复原。

在运动估计过程中,任意退化视频帧  $\mathbf{y}_n$  中难免有部分像素与参考帧  $\mathbf{y}$  存在较大偏差,这些像素如果仍按照普通块匹配的方法进行运动估计,将得到错误的运动矢量,从而影响图像的整体复原效果。为解决该问题,本节引入运动估计可信度加权的概念<sup>[29]</sup>,采用权值矩阵  $\mathbf{W}^{(l)}$  控制参考帧的高频信息在复原中的作用,各元素的定义为:

$$\mathbf{w}_{x,y}^{(l)} = \left( \frac{\mathbf{E}^{(l)}(x,y)}{\mathbf{E}_{\min}^{(l)}} \right)^{-\alpha}, \quad (14)$$

其中:  $\mathbf{w}_{x,y}^{(l)}$  表示参考图像块  $(x,y)$  中的高频细节在第  $l$  帧的权系数;  $\mathbf{E}^{(l)}(x,y)$  表示第  $l$  帧图像块  $(x,y)$  的匹配误差;  $\mathbf{E}_{\min}^{(l)}$  为第  $l$  帧中所有图像块的最小匹配误差。指数  $\alpha$  用于控制权值  $\mathbf{w}_{x,y}^{(l)}$  与  $\mathbf{E}^{(l)}(x,y)$  间的比例关系。

令实际获取的退化图像序列为  $\{\mathbf{y}(l) | l=0, 1, \dots, N-1\}$ , 若已知首帧复原图像  $x$ , 则要复原的序列中任一帧图像的估计值可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}^{(l)} = \mathbf{x}^{(l)B} + \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{M}^{(l)} \mathbf{H}_f(x), \quad (15)$$

其中,  $\mathbf{x}^{(l)B}$  表示第  $l$  帧退化图像,它提供了待复原帧的低频信息;  $\mathbf{W}^{(l)}$  为第  $l$  帧的权值矩阵,用以控制各图像块高频补偿信息的权重,各元素可通过式(14)求解获得;运动补偿矩阵  $\mathbf{M}^{(l)}$  通过运动估计过程获得。

为进一步提高图像的复原质量,避免匹配误差造成图像质量的下降,需要进一步对首帧复原图像进行约束和优化。本节以上述方法估计的图像为初始值,引入最大后验分布框架进一步优化和调整图像像素。在最大后验分布框架下,复原图像帧应满足下式:

$$\hat{\mathbf{x}}^{(l)} = \underset{\mathbf{x}^{(l)}}{\operatorname{argmax}} \log \Pr(\mathbf{x}^{(l)} | \mathbf{y}^{(l)}) = \underset{\mathbf{x}^{(l)}}{\operatorname{argmax}} \{ \log \Pr(\mathbf{x}^{(l)}) + \log \Pr(\mathbf{y}^{(l)} | \mathbf{x}^{(l)}) \}, \quad (16)$$

其中:  $\Pr(\mathbf{x}^{(l)} | \mathbf{y}^{(l)})$  表示在已知退化图像  $\mathbf{y}^{(l)}$  的条件下待复原图像  $\mathbf{x}^{(l)}$  的后验概率;  $\Pr(\mathbf{x}^{(l)})$  为待复原图像的先验分布,采用非自然  $\mathbf{l}_0$  稀疏表示框架<sup>[30]</sup>描述;条件概率  $\Pr(\mathbf{y}^{(l)} | \mathbf{x}^{(l)})$  反映了  $\mathbf{x}^{(l)}$  卷积操作后的退化图像与实际退化图像  $\mathbf{y}^{(l)}$  之间的误差分布,可认为服从高斯分布,即:

$$\Pr(\mathbf{y}^{(l)} | \mathbf{x}^{(l)}) = \frac{1}{2\pi^{\frac{N_1 N_2}{2}} \sigma^{(l) N_1 N_2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^{(l)2}} \| \mathbf{y}^{(l)} - \mathbf{H} * \mathbf{x}^{(l)} \|^2 \right\}, \quad (17)$$

其中:  $N_1, N_2$  分别表示退化图像  $\mathbf{y}^{(l)}$  的行和列像素的个数;  $\sigma^{(l)}$  为第  $l$  帧误差分布的方差;  $\mathbf{H}$  为估计得出的模糊核。

以式(15)生成的估计图像为初始值,采用迭代的方法求解式(16)即可得到最终的复原图像。在迭代过程中,采用4.1节的非凸优化框架对每次的迭代结果进行约束,以进一步提高算法的收敛速度和稳定性。

## 6 实验结果与分析

本文在 Pentium (R) Dual-Core 2.5 GHz CPU, 4G 内存的硬件环境和 Windows 7, Matlab R2010a 的软件环境条件下,对本文提出的方法进行了实验验证。验证中用  $S_H$ 、 $E_E$ 、 $E_S$  和  $E_T$  四个指标对算法性能进行评价:  $S_H$  表示  $\mathbf{H}_{\text{distortions}}$  的面积尺度,其值越小越好;  $E_E$  表示式(5)计算出的加权连续性(层次连续性、梯度连续性和光流场平滑性),其值越小越好;  $E_S$  表示用以度量空间平滑性的空间全变分,定义式为

$$E_S = \sum_i \sqrt{|\mathbf{D}_x \mathbf{f}|_i|^2 + |\mathbf{D}_y \mathbf{f}|_i|^2},$$

其值越小越好;  $E_T$  表示用以度量时间平滑性的时间全变分,定义式为  $E_T = \sum_i |\mathbf{D}_t \mathbf{f}|_i|$ , 其值越小越好<sup>[31]</sup>。本文方法与文献[5]方法的性能比较如表1和图1所示。

表 1 视频复原方法的定量指标比较

Tab.1 Quantitative comparison of video restoration approaches

| 视频序列  | Acoustics |             |             |             | Building |             |             |             |
|-------|-----------|-------------|-------------|-------------|----------|-------------|-------------|-------------|
|       | $S_H$     | $E_E(10^4)$ | $E_S(10^4)$ | $E_T(10^3)$ | $S_H$    | $S_E(10^4)$ | $E_S(10^4)$ | $E_T(10^3)$ |
| 文献[5] | 361       | 3.670 1     | 1.063 1     | 6.397 2     | 729      | 0.7871      | 1.563 7     | 6.093 5     |
| 本文方法  | 225       | 2.586 3     | 0.975 9     | 5.155 2     | 529      | 0.823 4     | 1.436 5     | 4.166 2     |

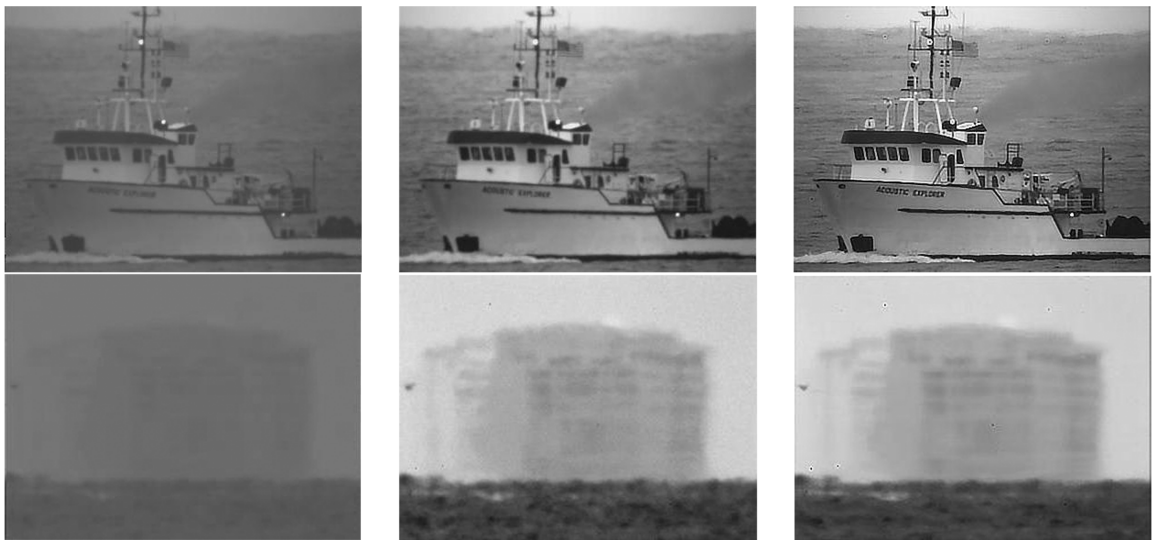


图 1 视频复原方法的视觉效果比较(以视频中的某一帧为例)

Fig.1 Visual comparison of video restoration approaches(in the case of a frame in the video)

表 1 为两组湍流退化视频 Acoustics 和 Building 的定量指标比较结果;分析可知,对于前景结构层次清晰且退化不太严重的 Acoustics 视频,本文算法的面积尺度、加权连续性、空间平滑性和时间平滑性 4 项指标的值相对于文献[5]都降低较多,从性能上来说分别提升了 37.7%、29.5%、8.2%和 19.4%。对于前景结构层次模糊且退化比较严重的 Building 视频,本文算法的面积尺度、空间平滑性和时间平滑性 3 项指标相对于文献[5]分别提升了 27.4%、8.1%和 31.6%,但加权连续性相对于文献[5]下降了 4.6%;相比而言前者复原性能提升很大,后者复原性能提升稍小一些。这两组实验结果的指标值与人类观察视频的视觉感觉也比较吻合;因为在退化不太严重的视频中的各帧图像的前景结构层次比较清晰的情况下,随面积尺度的较大减少,加权连续性(层次连续性、梯度连续性和光流场平滑性)、空间平滑性和反应视频流中各帧图像之间关系的时间平滑性的指标性能显然都会同步地有较大幅度的提升;而在视频退化比较严重的情况下,视频中各帧

图像前景的退化一般都不太可能是线性的,这样前景中物体的纹理结构会呈现出断断续续的不连续情况,因次会导致加权连续性指标性能的微小下降。图 1 为从两组退化视频中提取的单个图像帧,由左至右分别为原始湍流退化图像、文献[5]方法的复原结果和本节方法的复原结果,从视觉效果可以看出:本文方法的复原效果明显要好一些,且同样是 Acoustics 视频的复原性能提升很明显,Building 视频的复原性能提升稍小一些。综合表 1 和图 1 可知,本文方法在湍流退化视频复原中具有更好的性能。

7 结 论

提出了一种基于非凸势函数优化与动态自适应滤波的湍流退化视频复原方法。该方法以计算机视觉中的非凸优化和视频复原的最新研究成果为基础,结合湍流退化视频自身特点,对相关的算法架构和实现思路进行扩展和改进,很好地完成了湍流退化视频的复原,仿真实验结果表明,与新

近发表的文献[5]相比,本文方法的复原效果不仅有较大提升,而且实现了对湍流退化视频序列的动态自适应复原。但由于本文方法要处理大量的

帧间信息,实时性有待提升。下一步拟通过GPU、视频采集设备和图像显卡等技术的研究,提升本文算法的实时性。

## 参 考 文 献:

- [1] 张蛟,李俊山,杨亚威.结合仿射变换和多层B样条配准的湍流畸变图像校正[J].光学精密工程,2015,23(3): 846-854.  
ZHANG J, LI J S, YANG Y W. Turbulence distorted image correction using affine transformation and multilevel B-spline registration [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(3): 846-854. (in Chinese)
- [2] KHOSHABEH R, CHAN S H, NGUYEN T Q. Spatio-temporal consistency in video disparity estimation [C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Prague: IEEE, 2011: 885-888.
- [3] ROGGMANN M C, WELSH B. *Imaging Through Turbulence* [M]. Boca Raton: CRC Press, 1996.
- [4] BATES R H T, CADY F M. Towards true imaging by wideband speckle interferometry [J]. *Optics Communications*, 1980, 32(3): 365-369.
- [5] GAL R, KIRYATI N, SOCHEN N. Progress in the restoration of image sequences degraded by atmospheric turbulence [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2014, 48: 8-14.
- [6] GILLES J, DAGOBER T, FRANCHIS C D. *Atmospheric turbulence restoration by diffeomorphic image registration and blind deconvolution* [M]//BLANC-TALON J, BOURENNANE S, PHILIPS W, et al. *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*. Berlin Heidelberg: Springer, 2008: 400-409.
- [7] VESE LM, GUYADER C L. *Variational Methods in Image Processing* [M]. London: Chapman & Hall/CRC, 2015.
- [8] FRASER D, THORPE G, LAMBERT A. Atmospheric turbulence visualization with wide-area motion-blur restoration [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1999, 16(7): 1751-1758.
- [9] LAZARIDIS G, PETROU M. Image registration using the Walsh transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(8): 2343-2357.
- [10] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, PAMI-6(6): 721-741.
- [11] MUMFORD D, SHAH J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577-685.
- [12] BLACK M J, RANGARAJAN A. On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1996, 19(1): 57-91.
- [13] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [14] HUANG J G, MUMFORD D. Statistics of natural images and models [C]// *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Fort Collins, CO, USA: IEEE, 1999, 1: 1541.
- [15] HAZAN E, LEVY K Y, SHALEV-SHWARTZ S. On graduated optimization for stochastic non-convex problems [C]// *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning*. New York, NY, USA: JMLR, 2016.
- [16] BLAKE A, ZISSERMAN A. *Visual Reconstruction* [M]. Cambridge, Mass.: MIT Press, 1987.
- [17] GEMAN D, REYNOLDS G. Constrained restoration and the recovery of discontinuities [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(3): 367-383.
- [18] NIKOLOVA M, CHAN R H. The equivalence of half-quadratic minimization and the gradient linearization iteration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(6): 1623-1627.
- [19] CANDÈS E J, WAKIN M B, BOYD S P. Enhancing sparsity by reweighted  $\ell_1$  minimization [J]. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 2008, 14(5/6): 877-905.

- [20] CHEN X J, ZHOU W J. Convergence of the reweighted  $\ell_1$  minimization algorithm for  $\ell_1$ - $\ell_2$  minimization [J]. *Computational Optimization and Applications*, 2014, 59(1/2): 47-61.
- [21] 韩玉兵, 吴乐南. 基于自适应滤波的视频序列超分辨率重建[J]. 计算机学报, 2006, 29(4): 642-647.  
HAN Y B, WU L N. Super resolution reconstruction of video sequence based on adaptive filter [J]. *Chinese Journal of Computer*, 2006, 29(4): 642-674 (in Chinese)
- [22] BROX T, BRUHN A, PAPENBERG N, et al. High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping [C]//*Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. Berlin Heidelberg: Springer, 2004: 25-36.
- [23] OCHS P, DOSOVITSKIY A, BROX T, et al. An iterated L1 algorithm for non-smooth non-convex optimization in computer vision [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland: IEEE, 2013: 1759-1766.
- [24] KUNISCH K, POCK T. A bilevel optimization approach for parameter learning in variational models [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2013, 6(2): 938-983.
- [25] CHAMBOLLE A, POCK T. A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2011, 40(1): 120-145.
- [26] WANG Y L, YANG J F, YIN W T, et al. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2008, 1(3): 248-272.
- [27] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image restoration by sparse 3D transform-domain collaborative filtering [C]//*Proceedings of SPIE 6812, Image Processing: Algorithms and Systems VI*. San Jose, CA: SPIE, 2008: 2080-2095.
- [28] 王素玉, 卓力, 沈兰荪, 等. 一种简单有效的视频序列超分辨率复原算法[J]. 北京工业大学学报, 2009, 35(6): 742-747.  
WANG S Y, ZHUO L, SHEN L S, et al. A simple & effective video sequence super-resolution algorithm [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2009, 35(6): 742-747. (in Chinese)
- [29] PARK S C, PARK M K, KANG M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(3): 21-36.
- [30] XU L, ZHENG S C, JIA J Y. Unnatural L0 sparse representation for natural image deblurring [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland: IEEE, 2013: 1107-1114.
- [31] CHAN S H, NGUYEN T Q. LCD motion blur: modeling, analysis, and algorithm [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(8): 2352-2365.

**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。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。

朱子江(1977—), 男, 湖南娄底人, 硕士, 副教授, 主要从事多媒体信息处理与计算机应用技术方面的研究。

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

邓耀华(1978—), 男, 广东惠州人, 博士, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事光电图像检测、图像理解与计算机视觉方面的研究工作。E-mail: dengyaohua@gdut.edu.cn