

doi:10.3788/gzxb20184710.1010002

# 多局部模糊核融合的图像盲去模糊算法

陈春雷<sup>1</sup>, 叶东毅<sup>1,2,3</sup>, 陈昭炯<sup>1</sup>

(1 福州大学 数学与计算机科学学院, 福州 350116)

(2 福州大学 福建省网络计算与智能信息处理重点实验室, 福州 350116)

(3 福州大学 空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福州 350116)

**摘 要:**针对暗通道先验时间复杂度高的问题,提出一种多局部模糊核融合的盲去模糊算法.该算法采用并行方式分块求解局部模糊核,利用局部模糊核的形状相似性将其融合为一个全局模糊核(点扩散函数).对于初步融合的全局模糊核上出现的噪点,利用其邻域的情况进行关联性调整,进一步改善融合效果.实验和统计分析结果表明,该算法在保证去模糊效果的情况下,有效提升了图像去模糊的速度,在部分真实模糊图像的局部细节还原上效果更佳,并且可以很好地处理大尺寸的模糊图像.

**关键词:**图像复原;图像增强;盲去模糊;暗通道;局部模糊核融合;点扩散函数;关联性调整

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2018)10-1010002-11

## Blind Image Deblurring via Multi-local Kernels' Fusion

CHEN Chun-lei<sup>1</sup>, YE Dong-yi<sup>1,2,3</sup>, CHEN Zhao-jiong<sup>1</sup>

(1 College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

(2 Fujian Provincial Key Laboratory of Networking Computing and Intelligent Information Processing, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

(3 Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing, Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

**Abstract:** A multi-local kernels' fusion algorithm is proposed to solve the problem of high complexity of dark channel priors. In this algorithm, the local kernels are computed and solved in parallel, and then merged into a global kernel (point spread function) by using the shape similarity of local kernels. For the noise that has appeared on the initially merged global kernel, the relevance adjustment is introduced using the neighboring information to further improve the fusion effect. Experiments show that the proposed algorithm can effectively improve the speed of image deblurring while guaranteeing the deblurring effect. It also has better effect on the local detail restoration of some real blurred images, and can handle large-size blurred images well.

**Key words:** Image restoration; Image enhancement; Blind deconvolution; Dark-channel; Local kernels' fusion; Point spread function; Relevance adjustment

**OCIS Codes:** 100.1455; 100.2000; 100.2980; 100.3020

## 0 引言

拍照过程中,当光源与成像设备存在相对位移时,光源在成像设备上的像会存在运动模糊.图像运动模糊通常可以理解为清晰图像与某个模糊核(点扩散函数)的卷积再加上噪声作用的结果<sup>[1-3]</sup>.图像去模糊是利用模糊图像还原清晰图像的过程.根据模糊核是否已知,可分为非盲去模糊和盲去模糊两种.因为日常生活

基金项目:国家自然科学基金项目(No.61672158)和福建省自然科学基金(No.2018J1798)资助

第一作者:陈春雷(1994—),男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理. Email:chenchunlei@live.cn

导师(通讯作者):叶东毅(1964—),男,教授,博士,主要研究方向为计算智能、数据挖掘. Email:yiedy@fzu.edu.cn

收稿日期:2018-05-23;录用日期:2018-08-11

<http://www.photon.ac.cn>

1010002-1

中较难获知模糊核,所以盲去模糊算法适用范围更广。

盲去模糊要求利用模糊图像同时估计出清晰图像和模糊核,这是一个欠定问题<sup>[2]</sup>,因此,实际求解时必须利用关于清晰图或者模糊核的先验知识加以约束。早期的图像盲去模糊算法主要基于梯度稀疏先验<sup>[4-6]</sup>,即假设清晰图像的梯度总和大于模糊图像,但 LEVIN A 等<sup>[5]</sup>指出这一假设仅在图像边缘区域成立,由于图像模糊化减小了图像直方图的方差,在更多情况下,模糊图像的梯度总和反而大于清晰图像。CHO S 等<sup>[7]</sup>、XU L 等<sup>[8]</sup>提取了图像的边缘区域,通过增强模糊图像的边缘对清晰图像进行近似估计,最后利用近似的清晰图像与模糊图像的对应关系求解出模糊核。这类基于边缘增强的盲去模糊算法对噪声敏感,当图像边缘不明显时容易失效。

近年来研究者将其他先验引入图像盲去模糊,KRISHNAN D 等<sup>[9]</sup>提出归一化稀疏先验,根据图像模糊化过程中 $L_1$ 范数减小速度比 $L_2$ 范数快的原理,将 $L_1$ 范数与 $L_2$ 范数的比值作为先验项;余义斌等<sup>[10]</sup>改进了文献<sup>[9]</sup>的算法,将 $L_q$ 范数与 $L_2$ 范数的比值作为先验项,并在求解模糊核与清晰图像时对数据拟合项采用不同的范数,提升了去模糊的效果;常振春等<sup>[2]</sup>将不同尺度图像的结构自相似性与梯度稀疏作为先验,还原的图像边缘更为清晰。基于先验的盲去模糊算法在自然图像上取得不错的去模糊效果,但难以应用在一些特定类别的模糊图像,如人脸图像、文本图像、低光图像等。

PAN J 等<sup>[11]</sup>利用清晰图像的暗通道比模糊图像更为稀疏的特点,将暗通道先验引入图像盲去模糊,该算法是目前最有效的盲去模糊算法之一,仅利用暗通道先验和梯度稀疏先验,不但对自然图像能有效地去模糊,对人脸图像、文本图像、低光图像的去模糊效果也能媲美针对这些特定领域的图像去模糊算法<sup>[12-16]</sup>。然而,由于暗通道先验是非凸非线性的,整个算法计算耗时。YAN Y 等<sup>[17]</sup>在暗通道的基础上增加了亮通道先验,但在提升去模糊效果的同时增加了巨大的计算量。

本文针对暗通道计算复杂度高的问题,在 PAN J 等<sup>[11]</sup>的基础上提出一种基于分块的多局部模糊核融合算法。该算法采用并行的方式分块求解局部模糊核,利用局部模糊核的形状相似性将其融合为一个全局模糊核。对于初步融合的全局模糊核上出现的噪点,采用关联性调整算法进一步提高融合效果。

## 1 暗通道去模糊算法

暗通道的定义由 HE K 等<sup>[18]</sup>首次提出,随后广泛地应用于图像去雾问题。图像的暗通道体现了图像暗点的分布状况。对于图像  $L$ ,暗通道的定义为

$$D(L)(x) = \min_{y \in N(x)} \{ \min_{c \in \{r, g, b\}} L^c(y) \} \quad (1)$$

式中, $x, y$  都是图像  $L$  上的点; $N(x)$  为  $x$  的邻域; $L^c$  为图像  $L$  的第  $c$  个通道,对于灰度图  $L^c(y) = L(y)$ 。

PAN J 等<sup>[11]</sup>发现暗通道先验同样适用于图像盲去模糊。基于暗通道的盲去模糊算法求解式(2)的最优化问题,即

$$(L, K)^* = \arg \min_{(L, K)} \{ \|L \otimes K - B\|_2 + \alpha \|D(L)\|_0 + \beta \times p(L) + \gamma \times p(K) \} \quad (2)$$

式中, $L, K, B$  分别代表清晰图、模糊核和模糊图; $\otimes$  为卷积运算; $D(L)$  为暗通道; $\|\cdot\|_0$  为 $L_0$ 范数; $\alpha, \beta, \gamma$  为权重系数。 $\|L \otimes K - B\|_2$  为数据拟合项,即清晰图卷积模糊核后与模糊图的误差; $\alpha \|D(L)\|_0$  为暗通道稀疏先验; $\beta \times p(L)$  与  $\gamma \times p(K)$  分别为关于  $L, K$  的其他先验项。求解这类最优化问题的常用方法是将其转换为两个子问题进行迭代交替求解,即

$$L^* = \arg \min_L \{ \|L \otimes K - B\|_2 + \alpha \|D(L)\|_0 + \beta \times p(L) \} \quad (3)$$

$$K^* = \arg \min_K \{ \|L \otimes K - B\|_2 + \gamma \times p(K) \} \quad (4)$$

求解  $L$  时将  $K$  视为常量,求解  $K$  时将  $L$  视为常量。当先验项为可导的凸函数或线性函数时,式(3)、式(4)分别对各自的变量求导,令导数为零即可求得闭式解。对于暗通道、 $L_0$ 范数这类非凸非线性的先验,需要利用辅助变量法求近似解。

文献<sup>[11]</sup>中  $p(L)$  为  $\|\nabla L\|_0$ ,表示图像梯度的 $L_0$ 范数,式(3)可以写为

$$L^* = \arg \min_L \{ \|L \otimes K - B\|_2 + \alpha \|D(L)\|_0 + \beta \|\nabla L\|_0 \} \quad (5)$$

由于存在 $L_0$ 范数,直接求解式(5)非常困难。利用辅助变量  $u$  代替  $D(L)$ ,辅助变量  $g = (g_h, g_v)$  代替  $\nabla L$ , $g_h, g_v$  分别为图像的水平梯度和垂直梯度。则式(5)重写为

$$(L, u, g)^* = \arg \min_{(L, u, g)} \{ \|L \otimes K - B\|_2 + \alpha \|u\|_0 + \beta \|g\|_0 + \mu \|D(L) - u\|_2 + \lambda \|\nabla L - g\|_2 \} \quad (6)$$

当  $\mu, \lambda$  接近无穷大时, 式(6)与式(5)等价. 求解式(6), 利用迭代交替的方法, 将其转换为三个子问题, 即

$$L^* = \arg \min_L \{ \|L \otimes K - B\|_2 + \mu \|D(L) - u\|_2 + \lambda \|\nabla L - g\|_2 \} \quad (7)$$

$$u^* = \arg \min_u \{ \alpha \|u\|_0 + \mu \|D(L) - u\|_2 \} \quad (8)$$

$$g^* = \arg \min_g \{ \beta \|g\|_0 + \lambda \|\nabla L - g\|_2 \} \quad (9)$$

此时式(7)是二次型, 对于  $L \times K$  可以利用 Toeplitz 矩阵将其转换为矩阵乘以向量的形式; 对于  $D(L)$ , PAN J 等<sup>[11]</sup>也提供了线性表达. 式(8)、式(9)可以分别将  $u, g$  的每一元素独立看待, 存在闭式解. 以求解  $u$  为例, 其闭式解为

$$u = \begin{cases} D(L), & |D(L)|^2 \geq \alpha/\mu \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

整体算法利用了两重迭代: 第一重迭代交替求解模糊核  $K$  与清晰图  $L$ ; 求解  $L$  时引入辅助变量  $u, g$  进行第二重迭代, 交替求解  $L$  和  $u, g$ .

文献<sup>[11]</sup>的实验表明基于暗通道先验的盲去模糊算法最大的时间开销是暗通道的迭代计算, 在尺寸较大的图片上计算耗时.

## 2 多局部模糊核融合的盲去模糊算法

### 2.1 算法思想与流程

针对暗通道先验计算耗时的问题, 在文献<sup>[11]</sup>的基础上提出一种多局部模糊核融合的盲去模糊算法, 通过启发式选取局部区域的方式降低问题的规模, 并行求解局部模糊核; 针对各个局部模糊核差异性大难以融合成全局模糊核的问题, 提出一种基于局部模糊核形状相似的融合算法, 融合得到全局模糊核. 最后将问题转变为非盲去模糊问题进行求解.

图 1 为算法的流程, 其步骤为:

- 1) 输入模糊图像, 启发式选取局部区域, 利用暗通道先验并行求解局部模糊核;
- 2) 二值化局部模糊核, 利用形状相似性对局部模糊核进行空间位置匹配;
- 3) 利用局部模糊核计算全局模糊核所有位置的最大平缓区间;
- 4) 对最大平缓区间内序列的取值取平均, 作为全局模糊核在相对位置的取值, 得到初步融合的全局模糊核;
- 5) 对步骤 4) 得到的初步全局模糊核的部分位置进行关联性调整, 进一步提高融合效果;
- 6) 利用全局模糊核对模糊图像进行非盲去模糊得到清晰图.

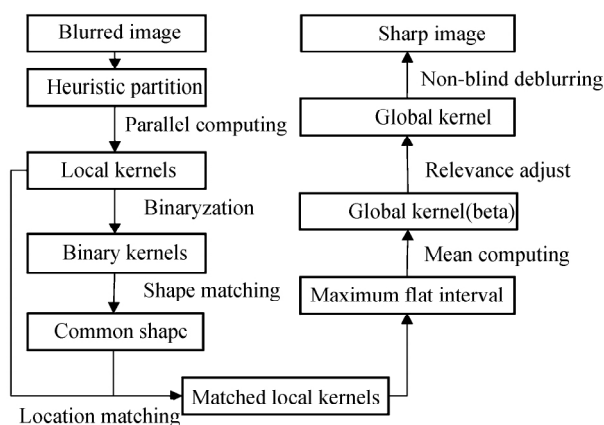


图 1 算法流程

Fig.1 Algorithm flow chart

### 2.2 相关定义

设  $n$  个局部模糊核  $M_1, M_2, \dots, M_n$ , 将其逐元素融合为全局模糊核  $M$ . 全局模糊核  $M$  上任意位置  $(i, j)$

只由局部模糊核  $M_1, M_2, \dots, M_n$  在  $(i, j)$  上的取值决定, 将取值排序形成升序序列  $a_{ij}$ , 求出  $M$  在位置  $(i, j)$  的最大平缓区间  $b_{ij}$ .

定义 1: 最大平缓区间指在一个升序序列中的一个子区间, 该区间满足区间两端的取值之差与区间长度的比值最小. 最大平缓区间  $b_{ij}$  代表全局模糊核  $M$  在位置  $(i, j)$  的最大平缓区间, 表达式为

$$b_{ij} = \arg \min_{[l, r]} \frac{a_{ij}[r] - a_{ij}[l] + c}{r - l} \quad (11)$$

式中,  $l, r$  分别为区间两端;  $c$  为一个常数.

将全局模糊核  $M$  上所有位置的最大平缓区间内元素取均值, 得到初步的全局模糊核  $M'$ . 当最大平缓区间较短或者方差较大时, 全局模糊核  $M'$  在位置  $(i, j)$  的融合效果较差, 需要根据支撑图进行关联性调整.

定义 2: 局部模糊核  $M_k$  在位置  $(i, j)$  对全局模糊核  $M$  支撑指矩阵  $M_k$  在位置  $(i, j)$  上的取值在最大平缓区间  $b_{ij}$  中,  $k \in \{1, 2, \dots, n\}$ .

定义 3: 局部模糊核  $M_k$  对全局模糊核  $M$  的支撑图  $S_k$  是一个与  $M_k$  等大的矩阵, 其上任意位置  $(i, j)$  取值 1 或 0, 代表  $M_k$  在  $(i, j)$  上对全局模糊核  $M$  是否支撑,  $k \in \{1, 2, \dots, n\}$ .

定义 4: 在位置  $(i, j)$  对  $M$  进行关联性调整指: 选取一个局部模糊核  $M_m$ , 将  $M_m$  在位置  $(i, j)$  上的取值作为全局模糊核  $M$  在位置  $(i, j)$  的取值, 其中  $m = \arg \max_k \sum_{N(i, j)} S_k$ ,  $N(i, j)$  为支撑图  $S_k$  以  $(i, j)$  为中心的  $3 \times 3$  邻域,  $k \in \{1, 2, \dots, n\}$ . 当有多个  $m$  满足时随机选取一个.

### 2.3 分块求解局部模糊核

通常情况下, 模糊图像中存在一些过于模糊或者相对平坦的异常区域, 如图 2 中的矩形选区. 暗通道先验对这些异常区域往往不适用, 直接求解会干扰整体去模糊效果.



图 2 模糊图像的异常区域  
Fig.2 Abnormal regions of blur images

对模糊图像启发式地选取局部分块, 并行计算各分块对应的局部模糊核, 通过融合局部模糊核的方式得到全局模糊核. 启发式局部分块算法利用图像梯度信息, 选取梯度分布最密集的  $n$  个局部区域, 表达式为

$$N(p) = \arg \max_{N(p)} \sum_{y \in N(p)} \nabla y \quad (12)$$

式中,  $p, y$  都为图像上的点;  $N(p)$  表示以  $p$  为中心的一个局部分块, 分块大小为模糊核大小的 3 倍;  $\nabla y$  为点  $y$  处的梯度. 将这  $n$  个局部区域分别带入式 (2) 的最优化问题, 利用暗通道先验求解局部模糊核.

相比对整个模糊图像求解全局模糊核, 本文算法使图像中的异常区域只能影响到个别局部模糊核, 通过融合局部模糊核能有效降低这些异常区域的影响; 同时, 分块融合的方法降低了问题的规模, 各局部模糊核的计算可以并行设计, 能够有效减少计算时间.

### 2.4 局部模糊核融合

局部模糊核的融合具有一定挑战性, 如图 3 为启发式选取 16 个局部区域求得的 16 个局部模糊核. 由于

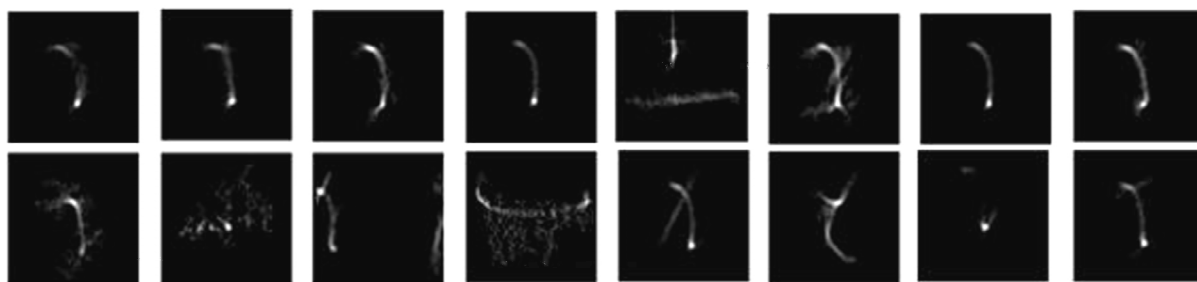


图3 局部模糊核

Fig.3 Local kernels

不同局部区域的暗点分布状况不同,从而暗通道先验对这些区域的约束能力不同,导致出现局部模糊核差异性大、存在噪声、空间位置不一致的现象,因此难以融合。

#### 2.4.1 局部模糊核匹配

虽然局部模糊核差异性大,但是仍存在整体形状上的相似性.这是因为对于运动模糊图像,其真实局部模糊核是一致的,分块求解出的局部模糊核为真实局部模糊核的近似解。

先将局部模糊核二值化,进一步强化局部模糊核的形状相似性,然后采用计算两个二值局部模糊核交并比的方法衡量其形状相似性.两个局部模糊核二值交并比的定义为

$$\text{SIM}(K_i, K_j) = \max_{\Psi} \frac{\|\Psi(K_i^b) \odot K_j^b\|_0}{\|1 - (1 - \Psi(K_i^b)) \odot (1 - K_j^b)\|_0} \quad (13)$$

式中,  $\Psi$  代表平移变换;  $\odot$  为矩阵点乘;  $\|\cdot\|_0$  为  $L_0$  范数, 计算非零元素个数;  $K_i^b, K_j^b$  分别为将两个局部模糊核  $K_i, K_j$  二值化的结果. 式(13)寻找一个平移变换  $\Psi$ , 使  $K_i, K_j$  的交并比最大.  $\text{SIM}(K_i, K_j)$  越接近 1, 代表  $(K_i, K_j)$  越相似。

穷举所有的  $\Psi$  计算复杂度过高, 观察到二值化后的模糊核非零元素明显少于零元素, 可以利用非零点对搜索空间进行剪枝. 若将  $K_j$  的中心位置定在一个非零点上代表模糊核  $K_j$  的形状中心, 上述问题就转变为在  $K_i$  上寻找一个模糊核形状中心, 使得将  $K_i, K_j$  的中心对齐后两者交并比最小。

剪枝步骤为: 首先在模糊核  $K_j$  的中心位置按广度优先搜索得到一个非零点, 将这个非零点作为模糊核  $K_j$  新的核中心; 其次穷举模糊核  $K_i$  上所有非零点作为  $K_i$  的核中心; 然后将  $K_i$  的核中心平移到  $K_j$  的核中心, 进行相似度计算; 最后选取最大的  $\text{SIM}$  作为结果. 通过剪枝计算得到的  $\text{SIM}(K_i, K_j)$  不会影响最终融合效果, 同时有效地降低了计算时间。

匹配局部模糊核需要一个参照模糊核作为基准, 利用模糊核的相似性指标, 可以快速地选取参照模糊核. 选取方法为

$$K^* = \arg \max_{k_i} \sum_{\substack{K_j \in S \\ j \neq i}} \text{SIM}(K_i, K_j) \quad (14)$$

式中,  $S$  表示所有局部模糊核的集合. 式(11)在所有局部模糊核中挑选与其他局部模糊核的综合相似性最高的局部模糊核作为参照模糊核。

通过平移所有局部模糊核, 使其与参照模糊核位置一致, 将所有局部模糊核的位置匹配一致. 具体方法为寻找局部模糊核的最优平移变换, 使其与参照模糊核的平方误差最小. 局部模糊核与参照模糊核的误差公式为

$$\text{Err}(K_i, K^*) = \min_{\Psi} \|\Psi(K_i) - K^*\|_2 \quad (15)$$

穷举  $\Psi$  的复杂度很高, 观察到局部模糊核中非零点相对稀少, 使用非零点对搜索空间进行剪枝. 当

$$\text{Err}(K_i, K^*) > \frac{\sum K^*}{2 \|K^*\|_0} \text{ 时, } K_i \text{ 与真实模糊核差异过大, 将 } K_i \text{ 视为干扰核而筛选掉.}$$

#### 2.4.2 最大平缓区间与融合

设有  $n$  个匹配好的局部模糊核要将其融合为一个全局模糊核, 对于全局模糊核的每一个位置都有  $n$  个不同取值. 传统的融合方法有取均值、取众数, 但直接取均值误差过大, 取众数在融合局部模糊核问题上容易出错. 图 4 为全局模糊核某一位置的取值排序后的序列, 对其取众数将取到序列左端 3 个相等的值, 但是多

数局部模糊核的取值靠近 15,对该序列求最大平缓区间[6,16]可以得到正确的结果.

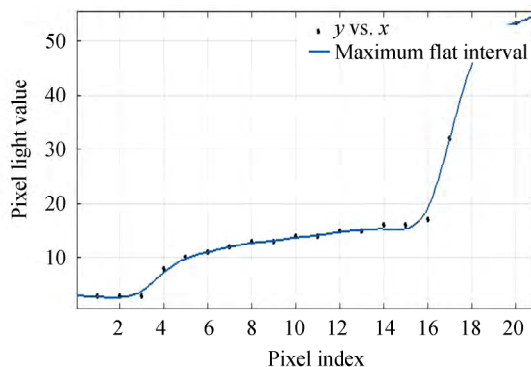


图4 最大平缓区间

Fig.4 Maximum flat interval

计算全局模糊核所有位置上的最大平缓区间,通过对最大平缓区间取均值的方式获得初步的全局模糊核.但是,直接对最大平缓区间取均值得到的全局模糊核容易出现突兀的亮点或者暗点(噪点),分析其原因有:存在一些方差较大的最大平缓区间;部分最大平缓区间的区间长度过小.

针对上述问题,提出关联性调整算法,计算全局模糊核任意位置 $(i, j)$ 的最大平缓区间 $b'$ 的误差,即

$$\text{Diff}(b') = \frac{b'_r + b'_l + c}{(r - l)^2} \quad (16)$$

式中, $l, r$  分别为最大平缓区间的两端; $c$  为一个大于零的常数.当  $\text{Diff}(b') > c/25$  时对位置 $(i, j)$ 进行关联性调整.

## 2.5 求解清晰图

本文的工作主要在于加速文献[11]全局模糊核的求解,当求解出模糊图像的全局模糊核后,问题转变为非盲去模糊问题,沿用文献[4,5,8,11]的做法,采用现有的非盲去模糊算法求得清晰图像.为了保证公平性,采用文献[15]的非盲去模糊算法,与文献[11]保持一致.

## 3 实验及结果分析

本文算法通过 Matlab 平台实现,性能测试实验使用两块 Intel®Xeon®Processor E5-2667 v4CPU,在 64 位 Ubuntu 系统的计算机平台上运行.

为了评估本文方法的有效性,分别对 Köhler 数据集<sup>[19]</sup>、文献[11]使用的真实模糊图像和卫星遥感图像进行实验.

Köhler 数据集是评估盲去模糊算法效果的标准数据集之一,包含 4 张清晰原图、12 个模糊核,构成一共 48 张模糊图片,所有模糊图像大小为 800 pixel×800 pixel.由于 Köhler 数据集存在模糊图对应的清晰图像,本文在 RGB 三通道计算去模糊图像与清晰图像的峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR),并与文献[11]比较.部分图像由于其真实模糊核较大,图像过于模糊,求解这些模糊图像的模糊核需要较大的局部分块,但 Köhler 数据集[19]里的图像大小都为 800 pixel×800 pixel,本文算法得不到足够的局部分块,因此不适用于加速这些模糊图像,在对比实验中去除了这些模糊图像.

文献[11]使用的真实模糊图像包括自然图像、低光图像、文本图像等.由于清晰图像未知,只能进行直观比较.

卫星遥感图像清晰图像提取自 Google Earth,通过将清晰卫星图像卷积模糊核加上高斯噪声的方法得到模糊图像,其中卷积过程中使用的模糊核均来自文献[11].

在启发式分块阶段设置分块数为 50;其他参数设置与文献[11]保持一致.

### 3.1 去模糊效果分析

#### 3.1.1 Köhler 数据集

表 1 为本文算法与文献[11]对 Köhler 数据集处理后的 PSNR 比较.可见,本文算法处理后的 PSNR 均值与文献[11]只相差 0.64;方差比文献[11]小 2.98.

表 1 对 Köhler 数据集处理后的 PSNR 均值和方差  
Table 1 Mean and variance of PSNR on processed Köhler dataset

	Proposed method	Ref.[11]
PSNR/dB	27.281 5	<b>27.922 3</b>
Variance	<b>10.502 6</b>	13.490 0

分位数图(Quantile-Quantile, Q-Q)常被用来直观检验两组数据是否来自同一分布,当两组数据的分位数图非常接近时,认为它们同分布.图 5(a)、(b)分别为本文算法和文献[11]算法 PSNR 的标准正态分位数图,二者非常接近,因此在统计学角度本文算法在 Köhler 数据集上的 PSNR 与文献[11]同分布,即两者无显著性差别.

表 2 为对 Köhler 数据集的部分图像处理后的 PSNR,本文算法的 PSNR 超过了文献[11],即本文算法在加速这些图像的同时,还达到了更好的去模糊效果.

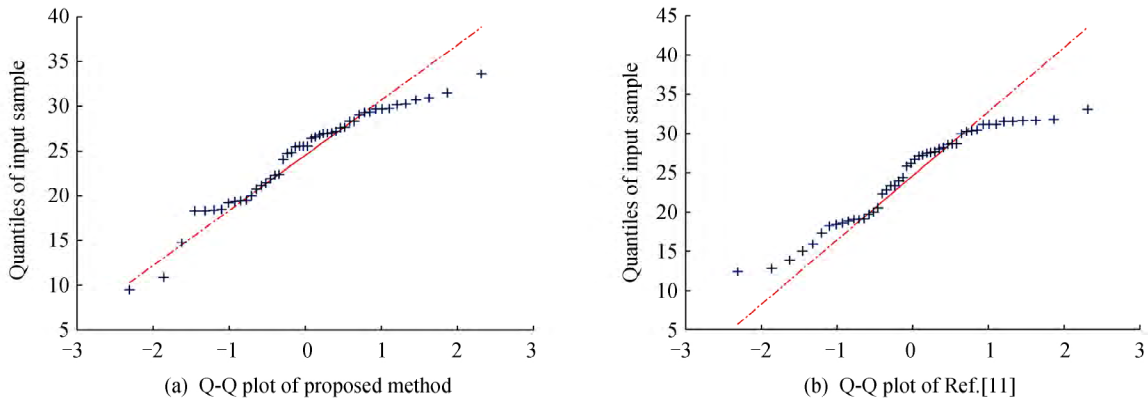


图 5 正态分位数图

Fig.5 Normal state Q-Q plot

表 2 对 Köhler 数据集的部分图像处理后的 PSNR  
Table 2 Partial images' PSNR on processed Köhler dataset

	Proposed method	Ref.[11]
Pictures 1	<b>33.611</b>	33.037
Pictures 2	<b>30.148</b>	23.928
Pictures 3	<b>24.863</b>	22.78
Pictures 4	<b>25.49</b>	23.266
Pictures 5	<b>29.326</b>	23.296

3.1.2 真实模糊图像

图 6 为文献[11]算法与本文算法对真实模糊图像的去模糊效果比较,模糊图像均来自于文献[11].从去模糊效果上来看,本文算法与文献[11]没有明显差别,即本文在分块加速文献[11]算法的同时保证了其去模糊效果.

对两种算法对图像的细节还原进行比较,如图 7.图 7(c)为文献[11]处理后的图像,花瓣的上边缘和花茎处存在叠影;夜景图像较为模糊,英文字母走形,灯光存在毛刺.图 7(e)为本文方法处理后的图像,花瓣不存在叠影,花茎图像更为清晰;还原的英文字母呈现方形,灯光也更为集中.可见在部分图像的细节还原上,本文算法优于文献[11].





图 6 现实中的模糊图像  
Fig.6 Real blur images

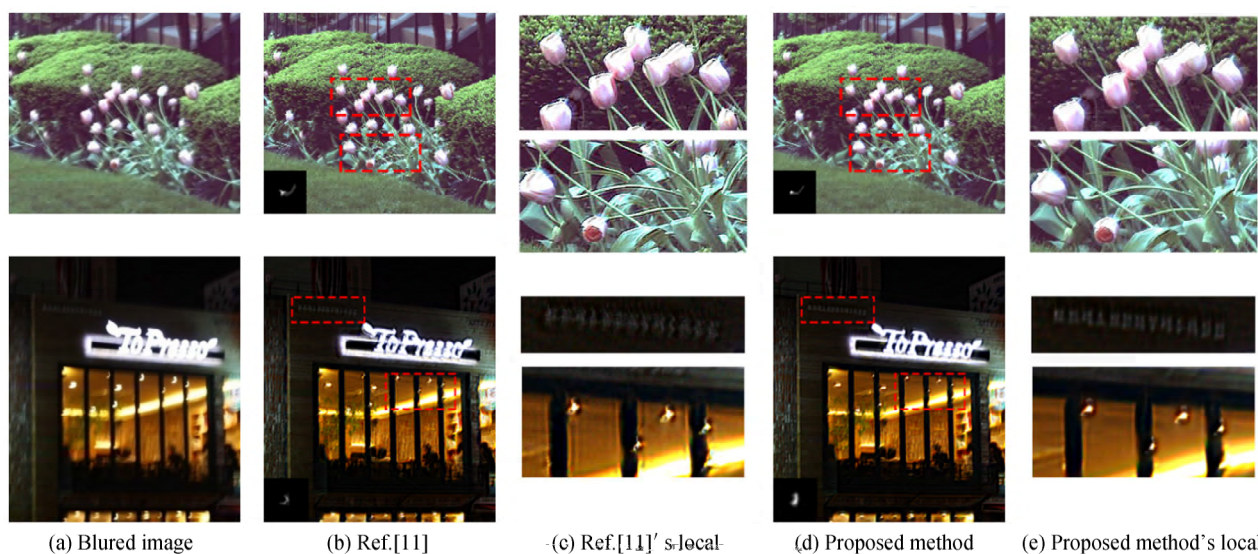


图 7 细节放大  
Fig.7 Detail magnification

1010002-8



出现上述现象的原因是,暗通道先验对这些图像的整体有很好的约束效果,但在一些局部区域表现欠佳,因此干扰了整体去模糊效果;本文采用分块的方式,使这些表现欠佳的局部区域只能影响个别局部模糊核,通过融合局部模糊核有效地避免了这些干扰.

### 3.1.3 卫星遥感图像

图 8 为文献[11]与本文算法对卫星遥感图像的去模糊效果对比.可见在这些遥感图像上,本文算法的去模糊效果更好,PSNR 指标更高.

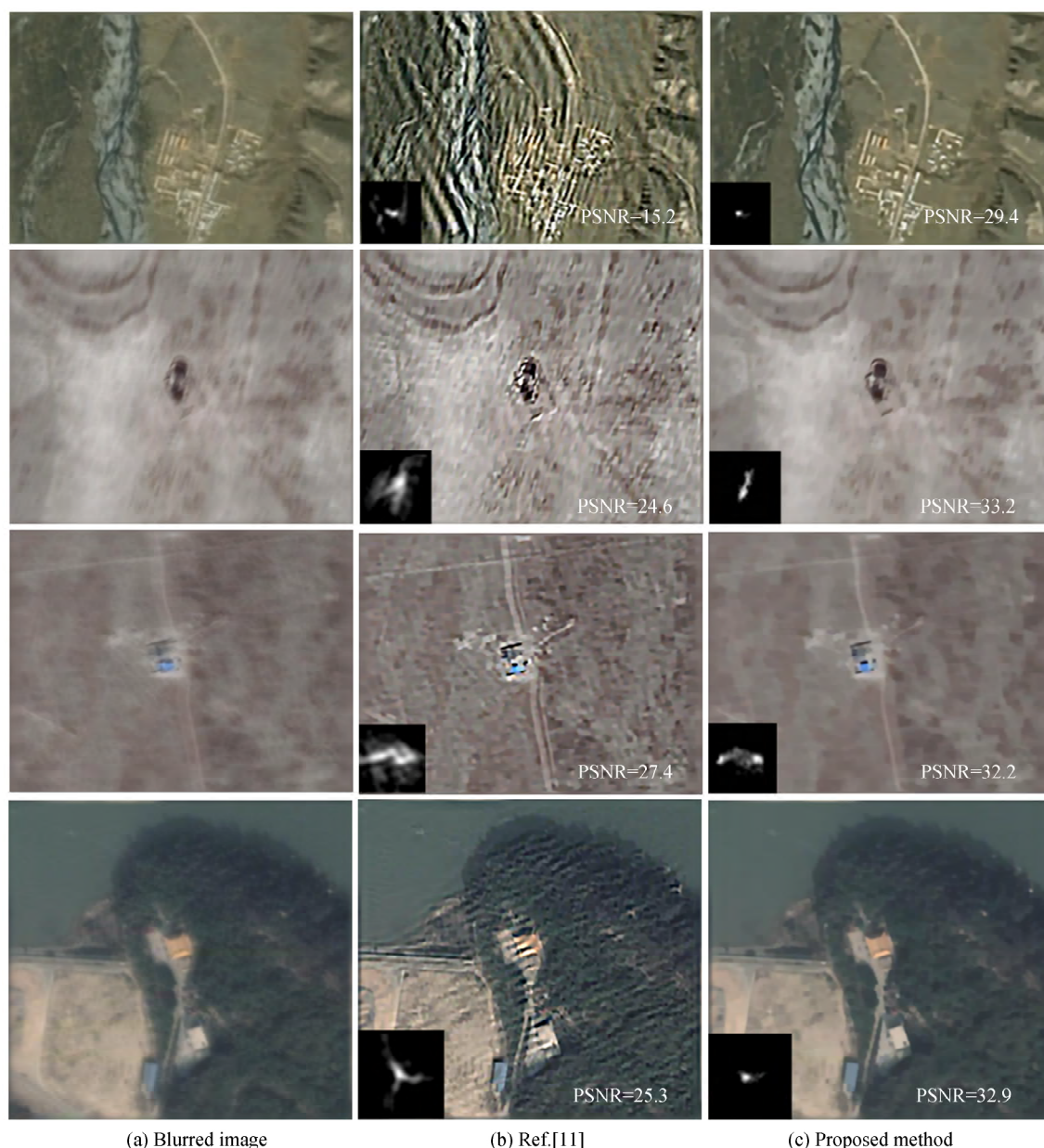


图 8 遥感图像

Fig.8 Remote sensing image

文献[11]求解模糊核时,在整张图像上约束暗通道的稀疏性,导致过于模糊的区域干扰了解决结果.图 8 (a)存在面积较大的模糊区域,模糊核求解过程受这些区域的干扰严重,问题模型在整张图上的全局最优解并不是真实模糊核.本文采用多局部模糊核融合的方法,将多个局部最优解进行融合,达到了更好的去模糊效果.

### 3.2 时间分析

表 3 展示了本文算法与文献[11]算法的时间消耗情况,所有模糊图像来自文献[11].表中记录的所有时

间仅为求解模糊核的时间,不包括非盲去模糊阶段,其中本文算法已经加上了融合局部模糊核的时间。

表 3 计算时间对比  
Table 3 Calculation time comparison table

Pic number	Pic size/pixel	Kernel size/pixel	Ref.[11]/s	Proposed method/s	Time ratio of Ref. [11] to proposed method
1	1 094×1 097	85×85	2 972.70	437.94	6.79
2	494×701	35×35	737.41	59.05	12.49
3	966×972	95×95	2 570.80	532.44	4.83
4	470×728	115×115	1 079.40	816.21	1.32
5	1 064×1 600	35×35	3 340.50	58.42	57.18
6	896×900	55×55	1 937.20	162.25	11.94
7	511×436	65×65	611.63	228.43	2.68
8	710×947	35×35	1 422.40	54.29	26.20
9	864×857	65×65	20.26	4.14	4.89
10	512×670	95×95	1 048.30	548.98	1.91
11	800×800	41×41	1 417.30	87.65	16.17
12	561×685	101×101	1 159.40	592.08	1.96
13	1 024×768	45×45	1 697.70	99.24	17.11
14	570×629	65×65	865.29	234.45	3.69
15	492×434	65×65	609.32	234.13	2.60
16	533×800	35×35	920.25	60.89	15.11
17	730×900	99×99	1 857.00	603.71	3.08
18	533×800	65×65	1 077.50	223.03	4.83
19	600×900	45×45	1 238.60	98.13	12.62
20	953×1 107	45×45	2 351.40	100.63	23.37
21	690×606	65×65	1 140.50	227.80	5.01
22	365×284	35×35	2 41.49	57.35	4.21
23	480×360	25×25	362.05	25.12	14.41
Avg time cost			1 333.84	241.15	5.53

从表 3 可以看出,本文算法对文献[11]加速明显,处理图像 5 时加速达到了 57 倍,处理图像 4 时加速最少,也有 1.3 倍.文献[11]的求解模糊核的时间平均为 1 333.84 s,本文算法为 241.15 s,平均耗时仅为文献[11]的 18%。

由于不同图像的大小、模糊核大小都不统一,难以体现加速幅度的规律.将表 3 进一步处理,得到图 9 的加速规律.其中横坐标  $x$  代表表 3 中图像总像素除以模糊核总像素,纵坐标  $f$  代表表 3 中的时间比.可见加速比与  $x$  成正相关.即当模糊核大小一定时,图像越大,本文算法加速越明显;当图像大小一定时,模糊核越小,本文算法加速越明显。

#### 4 结论

本文采用并行方式分块求解局部模糊核,利用形状相似性融合局部模糊核,在保证去模糊效果的情况下有效提升了去模糊速度,部分图像的细节还原更为清晰,当模糊图像的尺寸较大时,也能较快求解.下一阶段的研究重点是在启发式选取局部分块阶段加入语义信息,在求解局部模糊核阶段采用更好的并行设计,在融合局部模糊核阶段采用鲁棒性更强的融合算法;同时,设计新的算法,使分块并行技术也适用于非运动模糊。

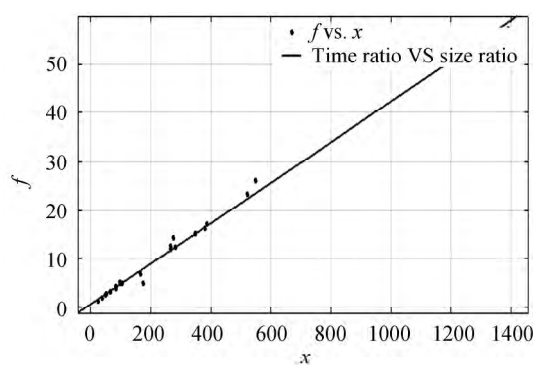


图 9 加速幅度规律  
Fig.9 Law of acceleration

## 参考文献

- [1] PAN Ze, TAN Zheng, LÜ Qun-bo. Improved Fourier domain and wavelet domain deconvolution algorithm[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, **46**(4): 0410002.  
潘泽, 谭政, 吕群波. 改进的傅里叶域小波域联合去模糊算法[J]. 光子学报, 2017, **46**(4): 0410002.
- [2] CHANG Zhen-chun, YU Jing, XIAO Chuang-dong, *et al.* Single image blind deconvolution using sparse representation and structural self-similarity[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(11): 1908-1919.  
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.
- [3] CHAN T F, WONG C K. Total variation blind deconvolution[J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 1998, **7**(3): 370.
- [4] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, *et al.* Removing camera shake from a single photograph[C]. *ACM Transactions on Graphics, Siggraph Conference*, 2006: 787-794.
- [5] LEVINA, WEISS Y, DURAND F, *et al.* Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C]. *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009: 1964-1971.
- [6] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, *et al.* Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011: 2657-2664.
- [7] CHO S, LEE S. Fast motion deblurring[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, **28**(5): 1-8.
- [8] XU L, JIA J. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring[C]. *Computer Vision-ECCV 2010, European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, September 5-11, 2010, Proceedings. DBLP*, 2010: 157-170.
- [9] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]. *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011: 233-240.
- [10] YU Yi-bin, PENG Nian, GAN Jun-ying. Fast blind image deblurring using ratio of concave norm to convex norm regularization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, **44**(5): 1168-1173.  
余义斌, 彭念, 甘俊英. 凹凸范数比值正则化的快速图像盲去模糊[J]. 电子学报, 2016, **44**(5): 1168-1173.
- [11] PAN J, SUN D, PFISTER H, *et al.* Blind image deblurring using dark channel prior[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 1628-1636.
- [12] PAN J, HU Z, SU Z, *et al.* Deblurring face images with exemplars[C]. *European Conference on Computer Vision*, 2014: 47-62.
- [13] CHEN X, HE X, YANG J, *et al.* An effective document image deblurring algorithm[C]. *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011: 369-376.
- [14] CHO H, WANG J, LEE S. Text image deblurring using text-specific properties[C]. *European Conference on Computer Vision. Springer-Verlag*, 2012: 524-537.
- [15] PAN J, HU Z, SU Z, *et al.* Deblurring Text Images via L0-Regularized Intensity and Gradient Prior[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 2901-2908.
- [16] HU Z, CHO S, WANG J, *et al.* Deblurring low-light images with light streaks[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 3382-3389.
- [17] YAN Y, REN W, GUO Y, *et al.* Image deblurring via extreme channels prior[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 6978-6986.
- [18] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior[C]. *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009: 1956-1963.
- [19] KÖHLER R, HIRSCH M, MOHLER B, *et al.* Recording and playback of camera shake: benchmarking blind deconvolution with a real-world database[M]. *Computer Vision-ECCV 2012. Springer Berlin Heidelberg*, 2012: 27-40.

**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China (No.61672158) and the Natural Foundation of Fujian Province, China (No. 2018J1798)

**引用格式:** CHEN Chun-lei, YE Dong-yi, CHEN Zhao-jiong. Blind Image Deblurring via Multi-local Kernels' Fusion[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, **47**(10): 1010002

陈春雷, 叶东毅, 陈昭炯. 多局部模糊核融合的图像盲去模糊算法[J]. 光子学报, 2018, **47**(10): 1010002