DOI: 10. 13382/j. jemi. B2306786

结构稀疏通道先验盲图像去模糊方法*

侯庆璐^{1,2} 高 银^{2,3} 王茂华² 李 俊^{1,2,3}

(1.兰州交通大学数理学院 兰州 730070;2.中国科学院福建物质结构研究所 福州 350000;3.中国科学院海西研究院泉州装备制造研究中心 泉州 362216)

摘 要:针对盲图像去模糊过程中主结构不准确和边缘不清晰问题,提出了一种结构稀疏通道先验(SSCP)盲图像去模糊方法。 SSCP 表示模糊图像比清晰图像具有更少结构稀疏通道的先验方法。利用 SSCP 的性能特性,将其作为新的正则化项引入经典 去模糊模型,构建盲去模糊新模型,实现对模糊核的准确估计。通过坐标下降法,交替优化求解潜像与模糊核变量。最后,通过 反卷积得到去模糊的清晰复原图像,在基准数据集和自然状态模糊图像上开展主观和客观对比实验,并进行人脸和低亮度真实 模糊图像的应用拓展实验。实验结果表明,提出的方法在模糊去除、结构恢复、边缘保留和视觉效果方面的性能比经典去模糊 方法平均提高了 1.72%,通过该方法设计出的计算装置能够实现机器视觉领域中模糊图像的高精度清晰化处理。 关键词:图像处理;计算装置;盲去模糊;结构稀疏通道先验;模糊核估计

中图分类号: TP391; TN01 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6040

Blind image deblurring method with structural sparse channel prior

Hou Qinglu^{1,2} Gao Yin^{2,3} Wang Maohua² Li Jun^{1,2,3}

(1. School of Mathematics and Physics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. Fujian Institute of Research on the Structure of Matter, CAS, Fuzhou 350000, China;

3. Quanzhou Institute of Equipment Manufacturing, Haixi Research Institute, CAS, Quanzhou 362216, China)

Abstract: A structure sparse channel prior (SSCP) blind image deblurring approach is presented to address the issues of inaccurate major structures and unclear edges in the blind image deblurring process. A prior method of SSCP shows that blurred images have less structured sparse channels than sharp images. Using the performance features of SSCP, it is introduced as a new regularization term into the standard deblurring model, and a novel blind deblurring model is created to achieve accurate estimation of the blur kernel. Through the coordinate descent approach alternately optimizes the latent image and blurry kernel variables. Finally, deconvolution is used to obtain deblurred clear restored images, subjective and objective comparison experiments on benchmark datasets and natural state blurred images, and application expansion experiments on human faces and low-brightness real blurred images. The experimental results show that the proposed method outperforms the classical deblurring method in terms of blur removal, structure restoration, edge retention, and visual effect by an average of 1.72%, and the computing device designed by this method can achieve a high-precision clarity to process blurred images in the field of machine vision.

Keywords: image processing; computing device; blind deblurring; structurally sparse channel priors; blur kernel estimation

收稿日期: 2023-07-29 Received Date: 2023-07-29

^{*}基金项目:国家自然科学基金(62001452)、中国福建光电信息科学与技术创新实验室(闽都创新实验室)(2021ZZ116)、福建省科技计划项目 (2022-ZD-001)资助

0 引 言

随着便携式成像设备的普及,人们可以随时使用手 机和数码相机等设备记录日常生活中值得记忆的时刻。 然而,相机传感器抖动和目标快速移动等因素的存会导 致图像出现模糊现象。随着人们对高质量图像需求的不 断提高,尤其是在自动驾驶^[1-2]、医疗、遥感、交通^[3]、军事 等领域,模糊图像的低识别准确率会对人民财产、人身安 全和国民经济造成重大损失。近年来,机器视觉中的去 模糊研究成为当前亟待解决的热点。

图像去模糊研究中的盲去模糊问题具有高度的病态 性和不适定性,是极具挑战性的图像复原任务。对图像 盲去模糊的研究起源于 20 世纪 70 年代,针对盲去模 糊^[4]的探究逐渐发展,Campisi 等^[5]系统总结了早期的盲 去模糊算法。为了更有效地解决去模糊问题,部分学者 对模糊核、清晰图像或两者提出不同的假设^[6-7]。但仍难 以处理具有复杂运动模糊的图像。近年来,性能优越的 盲去模糊算法^[8-12]相继被提出。根据图像复原的方法, 盲图像去模糊大致分为两类:基于先验的方法与基于深 度学习的方法。

为了解决盲去模糊病态问题,基于先验的方法相继 被提出。Lai 等^[13]提出的彩色线先验,实现了高质量的 图像去模糊任务。Ren 等^[14]提出图像强度和图像梯度 的低秩先验解决盲去模糊问题。虽然这些方法获得了较 好的去模糊效果,但算法运行速度较低,因此,在获得更 好去模糊效果的基础上提升算法运行速度的方法逐渐被 提出。Zhou 等^[15]提出一个新的稀疏先验族,即 Huber 超 高斯先验,并在 VB(variational Bayes)框架下,开发了基 于快速期望最大化的盲反卷积方法,与先前基于 VB 的 方法和其他基于先验的方法相比在图像复原质量和速度 方面均有明显提升,但计算复杂度相对较高。基于先验 的去模糊方法,虽然解决了病态问题,但却带来计算代价 问题,影响了该类方法的发展。

随着深度学习的不断发展,很好地解决了图像盲去 模糊的计算效率问题,许多优秀的算法相继被提出。Sun 等^[16]提出磁流变场模型,通过预测非均匀运动模糊场解 决非均匀模糊问题,能够得到较好的效果。Zhang 等^[17] 提出一个空间变化的回归 CNN 能够去除动态场景模糊。 Kupyn 等^[10]以 DeblurGAN 为基础,成功开发出了改进版 本 DeblurGAN-v2,有效的提高了算法的效率和复原质量。 Cai 等^[18]提出 DBCPeNet 来处理动态场景去模糊问题,复 原图像的质量得到进一步提高。由于模糊图像存在复杂 性、多变性和训练数据集的限制性,与基于先验的传统方 法相比,已有的基于深度学习^[19-23]的方法普适性相对较 差,训练时间消耗巨大,且对大尺度的模糊图像复原效果 较差。

针对现有去模糊方法存在的复原图像主结构不准确 和边缘不清晰问题,本文提出了结构稀疏通道先验盲图 像运动去模糊方法。所提方法的主要贡献为:1)通过实 验发现结构稀疏通道先验 SSCP,并利用数学推导论证该 先验方法;2)基于 SSCP 性能特性的稳定性引入新的正 则化项,增强稀疏性,并构建一种盲图像去模糊新模型; 3)介绍一种有效的能量函数优化方案。在基准数据集和 自然、人脸、低亮度等真实模糊图像上的对比实验结果表 明,所提技术恢复的图像去模糊更彻底、结构准确、边缘 清晰、细节保留更好、整体视觉效果最优。

1 结构稀疏通道先验

受 Song 等^[24]提出的图像分解方法(structure adaptive total variation, SATV)的启发,精巧的结构设计能够保留或增强图像边缘和细节,可以减少模糊核估计过程中的不良因素干扰。因此,本文聚焦于对结构*S*的构造,设计了一个盲去模糊新模型,通过减少干扰,增加模糊核估计的准确性。

对于均匀且空间不变的模糊,图像去模糊经典模型 如下:

 $D = S \otimes k + n$ (1) 式中: $D \setminus k \pi n \beta$ 别表示模糊图像,模糊核和噪声。S 是 结构图像。 \otimes 是卷积运算符。式(1)中,去模糊操作时 只有 D已知,需要同时恢复 S 并估计 k。因为不同 $S \pi k$ 的运算能够产生相同的 D,所以该问题是不适定的。

为了针对性解决盲去模糊的不适定问题,本文通过 实验验证和理论证明,得出一个有效的结构稀疏通道先 验(structure sparse channel prior, SSCP)方法。

所提方法源于众多模糊图像和清晰图像结构特征的 实验对比,在大多数自然场景的图像块中,至少有一个颜 色通道具有极小的强度。为了具体描述该现象,本文把 通过图像分解得到 S 的结构稀疏通道定义为:

 $L(S)(x) = \min(\min S_{c}(y))$ (2)

式中: $y \in \Omega(x)$ 内的像素值, $\Omega(x) \in \bigcup_{x}$ 为中心的局部 图像块, $x \in Q$ 素位置。 $S_c \in S_c$ 是结构图像 S 的 c 颜色通道。 $L(S) \in S_c$ 是结构不通道, 由通道最小值和局部最小值运算 得到。如果 $S \in S$ 度图像, 则只有局部最小值运算被 执行。

图 1 表示在 GOPRO^[25]数据集上 SSCP 性质的统计 图。由图 1 可知,模糊图像结构稀疏通道的低像素区域 强度比清晰图像低,即模糊图像的结构稀疏通道比清晰 图像具有更少等于或趋于 0 的值。因此,SSCP 可以作为 区分模糊图像和清晰图像的自然度量。该发现促使本文 引入一个新的正则化项,通过增强潜像中结构稀疏通道 的低像素强度,保持模糊核的收敛性并提高模糊核估计 的准确性。





模糊(卷积)过程是将一个图像块内像素的加权平均值赋值给中心位置,并且这个平均之后的值会向增加最小像素的方向变化。因此,模糊图像比清晰图像具有更少的结构稀疏通道。实验发现清晰图像结构稀疏通道中大多数元素为零,如图 2(e)和(g)所示,而模糊图像的结构稀疏通道中大多数元素都非 0,如图 2(f)和(h)所示。



图 2 模糊和清晰图像的 SSCP 对比



为了验证模糊图像结构稀疏通道为0或趋于0的像 素数量远不及清晰图像的实验现象,本文构造图像模糊 函数,由式(2)可知,当 $b = \Omega(x)$ 时,对模糊过程进行如 下推导:

$$D(x) = \sum_{a \in \Phi(k)} S\left(x + \left[\frac{b}{2}\right] - a\right) k(a) \ge$$

 $\sum_{a \in \Phi(k)^{v \in \Omega(x)}} \min_{S(y)} S(y) k(a) = \min_{y \in \Omega(x)} S(y) \sum_{a \in \Phi(k)} k(a) = \min_{y \in \Omega(x)} S(y) \quad (3)$ 式中: *a* 是 $\Phi(k)$ 内的像素值, $\Phi(k)$ 表示模糊核 *k* 的域。 *b* 表示模糊核的大小。 $k(a) \ge 0$, 且 $\sum_{a \in \Phi(k)} k(a) = 1$ 。[·] 表示四舍五入的过程。 $D(x) \ge S$ 的局部加权线性组合的 总和。式(3)表明图像经过模糊化,像素 *x* 处的强度不小 于以 *x* 为中心的图像 *S* 局部图像块中的最小强度,即模 糊过程增加了局部邻域中的值。如果 *x* 是局部块中最小 值,则式(3)变为 $D(x) \ge S(x)$ 。本文把此结论引入到 结构稀疏通道的定义中,如下所示:

$$L(D)(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in [r,g,b]} D_c(y)\right) =$$

$$\min_{e \Omega(x)} D(y) = \min_{y \in \Omega(x)} \sum_{a \in \Phi(k)} S\left(y + \left\lfloor \frac{b}{2} \right\rfloor - a\right) k(a) \geq$$

$$\sum_{e \Phi(k)} \min_{y \in \Omega_{S}(x)} S\left(y + \left\lfloor \frac{b}{2} \right\rfloor - a\right) k(a) \geq$$

$$\sum_{e \Phi(k)} \min_{y \in \Omega_{S}(x)} S(y) k(a) =$$

$$\sum_{e \Phi(k)} L(S)(x) k(a) =$$

$$L(S)(x) \qquad (4)$$

式中: $\Omega_{s}(x)$ 为更大的图像块,确保L(D)和L(S)坐标 一致, s指代图像 S_{\circ} \mathcal{P}_{Ω} 和 $\mathcal{P}_{\Omega_{s}}$ 分别是图像块 $\Omega(x)$, $\Omega_{s}(x)$ 的大小, \mathcal{P}_{k} 是相应模糊内核k的大小,且 $\mathcal{P}_{\Omega_{s}} = \mathcal{P}_{\Omega} + \mathcal{P}_{k\circ}$ 式(4)表明模糊图像结构稀疏通道相比清晰图像具 有更高的像素强度。由以上推导可以得出与实验现象表 现一致的结果。

基于实验观察和理论证明,本文获得了一个有助于 核估计的性质,即模糊过程会减少清晰图像中0像素值 的数量,如下所示:

2 盲去模糊模型

随着机器视觉在自动驾驶、交通、工业和医疗等领域 对高质量图像需求的不断提高,本文构建盲去模糊模型, 通过该模型设计的计算装置能够实现理论与工程应用的 结合。

由于 || L(S) ||。范数能够衡量结构稀疏通道具有极 少非 0 像素值,因此本文把 || L(S) ||。作为约束引入到 图像去模糊的公式中,构建了一种盲图像运动去模糊新 模型:

 $\min_{\substack{s,k}\\s,k} \| S \otimes k - D \|_{2}^{2} + \alpha \| k \|_{2}^{2} + \beta \| \nabla S \|_{0} + \gamma \| L(S) \|_{0}$ (6)

式中: α , β 和 γ 是权重参数。 $|| S \otimes k - D ||_{2}^{2}$ 保证复原图 像分解出的结构图像 S 和模糊核 k 的卷积输出与观察到 的模糊图像 D 相似。 $|| k ||_{2}^{2}$ 用于得到正则化模糊核的 (7)

解。 $\|\nabla S\|_{0}$ 为采用图像梯度保留大梯度与锐利的边缘 并去除微小细节^[6,12], ∇ 是梯度运算符。 $\|L(S)\|_{0}$ 是引 入的新正则化项, 用来保证稀疏性。

对于潜像 S 和模糊核 k 的估计,本文使用坐标下降 法进行交替求解:

 $\min_{S} \| S \otimes k - D \|_{2}^{2} + \beta \| \nabla S \|_{0} + \gamma \| L(S) \|_{0}$

 $\min_{k} \| S \otimes k - D \|_{2}^{2} + \alpha \| k \|_{2}^{2}$ (8)

2.1 估计潜像 S

为了解决式(7)中 L_0 正则化项和非线性函数 $L(\cdot)$ 在计算中难以等效的问题,本文采用半二次分裂最小化 方法^[6]求解 L_0 正则化项,把L(S) 的辅助变量p和对应 图像在水平和垂直方向上梯度的辅助变量 $g = (g_h, g_v)$ 引入式(7),如下所示:

 $\min_{\alpha} \| S \otimes k - D \|_{2}^{2} + \mu \| \nabla S - g \|_{2}^{2} +$

 $\lambda \| L(S) - p \|_2^2 + \beta \| g \|_0 + \gamma \| p \|_0$ (9) 式中: μ 和 λ 是正惩罚参数, 当μ λ → ∞ 时,式(9) 的解 接近式(7) 的解^[26]。求解方法为固定其中一个变量交 替最小化*S*, p 和 g 求解式(9)。给定 *S* 求解辅助变量 p 和 g 的子问题不会涉及到非线性函数 *L*(·)。

本文在求解 S 的同时处理非线性最小算子:

 $\min_{S} \| S \otimes k - D \|_{2}^{2} + \mu \| \nabla S - g \|_{2}^{2} + \lambda \| L(S) - p \|_{2}^{2}$ (10)

该过程采用线性运算符 *C* 的矢量化图像 *S* 与非线性 运算 L(S) 等效求解。为了保证一致性, L(S) 被表示为 L(S) 的向量形式。设 $y = \operatorname{argmin}_{a \in \Omega(x)} S(a)$, 则 *C* 满足: 当 a = y 时, C(x, a) = 1; 当 a 为其他值时 C(x, a) = 0。把 *C* 的第 x 行与 *S* 相乘得到像素 y 的值, S(y) 等效于 L(S)(x)。给定清晰图像, 上述过程可以构建所需的线性算 子矩阵 *C*。

在去模糊过程中,由于清晰图像未知,本文使用每次 迭代的中间潜像来近似计算 C。C的估计在中间潜像逐 渐迭代到接近清晰图像时会更接近 L(•)。

给定估计的线性算子矩阵 C,对 S 求解:

 $\min_{S} \parallel \mathcal{K}S - D \parallel_{2}^{2} + \mu \parallel \nabla S - \mathcal{G} \parallel_{2}^{2} + \lambda \parallel CS - p \parallel_{2}^{2},$ (11)

式中: **D**,**G**和**p**分别表示 D,g和p的向量形式。 *K*是 k的 卷积矩阵。式(11)是一个最小二乘问题,根据现有方法^[6,12],求解线性方程得到:

 $(\mathcal{K}^{\mathrm{T}} \mathcal{K} + \lambda C^{\mathrm{T}} C + \mu (\nabla_{\mathrm{h}}^{\mathrm{T}} \nabla_{\mathrm{h}} + \nabla_{\mathrm{v}}^{\mathrm{T}} \nabla_{\mathrm{v}})) S =$ $\mathcal{K}^{\mathrm{T}} D + \lambda C^{\mathrm{T}} p + \mu (\nabla_{\mathrm{h}}^{\mathrm{T}} \mathcal{G}_{\mathrm{h}} + \nabla_{\mathrm{v}}^{\mathrm{T}} \mathcal{G}_{\mathrm{v}})$ (12) $\mathrm{rdet} : \nabla_{\mathrm{v}} n \nabla_{\mathrm{h}} k = \pi a a n x \Psi f a b n a b$ 道时记录像素值的位置并生成索引。矩阵 C 由中间潜像 和对应稀疏通道之间的索引确定。本文使用该索引把 p的解映射到 \tilde{p} , 即 $\tilde{p} = C^{\mathrm{T}}p_{\circ}$

求解式(12),得到S的解:

$$\mathbf{S} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\mathcal{F}_{\mathcal{K}, \boldsymbol{D}} + \lambda \ \mathcal{F}(\tilde{\boldsymbol{p}}) + \mu \ \mathcal{F}_{\nabla, \boldsymbol{g}}}{\mathcal{F}_{\mathcal{H}} + \lambda + \mu \ \mathcal{F}_{\nabla}} \right)$$
(13)

式中: $\mathcal{F}_{\mathcal{K},\boldsymbol{p}} = \overline{\mathcal{F}(\mathcal{K})} \mathcal{F}(\boldsymbol{D}) \circ \mathcal{F}_{\mathcal{K}} = \overline{\mathcal{F}(\mathcal{K})} \mathcal{F}(\mathcal{K}) \circ \mathcal{F}^{-1}(\cdot)$ 和 $\mathcal{F}(\cdot)$ 分别代表傅里叶逆变换和傅里叶变换。 $\mathcal{F}_{\nabla,g} = \overline{\mathcal{F}(\nabla_v)} \mathcal{F}(\mathcal{G}_v) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_h)} \mathcal{F}(\mathcal{G}_h) \circ \overline{\mathcal{F}(\cdot)}$ 为复共轭算 子 $\circ \mathcal{F}_{\nabla} = \overline{\mathcal{F}(\nabla_v)} \mathcal{F}(\nabla_v) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_h)} \mathcal{F}(\nabla_h) \circ \tilde{\boldsymbol{p}}$ 代表辅助 变量 p 的向量形式。

给定S,求解关于g和p的子问题:

 $\min_{g} \mu \| \nabla S - g \|_{2}^{2} + \beta \| g \|_{0}, \min_{p} \lambda \| L(S) - p \|_{2}^{2} + \gamma \| p \|_{0}.$ (14)

式(14) 是最小化的求解问题。因此,本文根据文 献[27] 求解得到 g 和 p 为:

$$\begin{cases} g = \nabla S, | \nabla S|^2 \ge \frac{\beta}{\mu} \\ p = L(S), | L(S)|^2 \ge \frac{\gamma}{\lambda} \end{cases}$$
(15)

2.2 估计模糊核 k

给定 S,式(8)中的核估计目标函数转化为最小二 乘问题。本文根据已被证明更准确的基于梯度图像的核 估计方法^[12],并通过数据保真项的 L₂范数来优化具有给 定 S 的模糊核 k 的估计问题:

 $\min_{k} \| \nabla S \otimes k - \nabla D \|_{2}^{2} + \alpha \| k \|_{2}^{2}$ (16)

本文采用图像金字塔与 FFT 结合^[6,12]的方式求解式 (16),得到估计的模糊核:

$$k = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\mathcal{F}_{\nabla, S, D}}{\mu + \mathcal{F}_{\nabla, S}} \right)$$
(17)

 $\vec{x} \stackrel{\text{tr}}{:} \mathcal{F}_{\nabla,S} = \overline{\mathcal{F}(\nabla_{v}S)} \mathcal{F}(\nabla_{v}S) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_{h}S)} \mathcal{F}$ $(\nabla_{h}S)_{\circ} \mathcal{F}_{\nabla,S,D} = \overline{\mathcal{F}(\nabla_{v}S)} \mathcal{F}(\nabla_{v}D) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_{h}S)} \mathcal{F}$ $(\nabla_{h}D)_{\circ}$

采用反卷积操作对估计的模糊核 k 进行运算,获得 最终的复原图像。

3 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,本文采用基准数据集以及 自然、人脸、低亮度等真实世界模糊图像进行实验。通过 主观和客观实验,对本文方法与经典去模糊方法进行对 比分析。主观实验中所有方法复原图像的去模糊质量主 要从去模糊性能、边缘细节保持、结构复原准确性和整体 视觉效果 4 个角度进行判断。实验的对比方法包括: LDMAP^[8]、 PMP^[9]、 MIMO-UNet^[19]、 MPRNet^[20]、 MSSNet^[21]和 DeblurGAN-v2^[10]。所有对比方法的去模糊 结果由作者主页提供的代码使用默认参数获得。

实验中,设置 $\gamma = 0.000 04$, $\beta = 0.004$, $\alpha = 2$,式(12) 计算结构稀疏通道的图像块大小为 35。本文根据实验 权衡准确度和速度将最大迭代的层数设置为 5。算法在 MATLAB R2022a 中实现,实验平台是 16.00 GB RAM 的 Intel(R) Core(TM) i5-8250U CPU @ 1.60 GHz 1.80 GHz Windows 10 操作系统。

3.1 参数分析实验

实验中,本文对目标函数中的权重参数设置了固定 值。权重参数的固定值是本文根据多组不同权重参数实 验对比设置的。选取的固定参数可以保证复原图像拥有 更高的图像质量。本部分共设计9组参数进行实验对 比,首先固定 γ =4×10⁻⁵,通过等量改变 β 的值设置实验, β 从4×10⁻¹等间距改变至4×10⁻⁵,共5组;然后固定 β = 4×10⁻³,通过等量改变 γ 的值设置实验, γ 从4×10⁻³等间 距改变至4×10⁻⁷,除去与前一组重复的部分,共4组。分 别将上述9组实验命名为v1~v9,v3为本文设置的固定 权重参数。

为了客观评价不同权重参数去模糊结果的质量,本 节选取 NIQE^[28]、CPBD^[29]和 MDM^[30]3种无参考评价指 标对去模糊质量进行评估。其中,NIQE 反映人类主观感 知的图像质量,数值越低表示图像质量越好;CPBD 是基 于模糊检测累积概率的无参考目标清晰度度量,其值越 大表明模糊量更少;MDM 能够以高精度对对比度失真图 像进行评估,值越大图像的效果更好。

表1是本文方法在不同权重参数下去模糊结果的无 参考评价指标对比。表中下划线加粗显示的为最优结 果,只加粗显示的为次优结果。表中显示本文设置的权 重参数 v3 在 MDM 和 CPBD 指标上达到最优,在 NIQE 指标上为次优。

表 1 本文方法在不同权重参数下去模糊结果的 无参考评价指标对比

 Table 1
 The method presented in the paper compares

 the deblurred results of various weight parameters on

 no-reference evaluation indexes

no-reference evaluation muckes								
	NIQE ↓	MDM ↑	CPBD ↑					
v1	11.89748	0.972 10	0.44679					
v2	11. 429 07	0.97044	0.468 20					
v3	11.480 90	0.975 24	0.501 45					
v4	12.305 82	0.922 47	0.45145					
v5	12.75775	0.922 34	0.454 98					
v6	12.323 08	0.973 34	0.482 38					
v7	11.829 53	0.973 32	0.498 06					
v8	11.504 14	0.973 22	0. 499 83					
v9	11. 530 32	0.973 29	0.494 15					

由表1结果可知,在本文选定的权重参数固定值 γ = 0.000 04, β = 0.004 处,复原图像具有最优的图像质量。 图 3 和4 的折线图,是对表1 客观评价指标的具现化,更 形象的揭示了上述结论。



Fig. 3 Line graph showing the average NIQE of nine weight parameter trials



图 4 9 组权重参数实验的平均 MDM 和 CPBD 折线图 Fig. 4 Line graph showing the average MDM and CPBD of nine weight parameter trials

3.2 基准数据集图像对比实验

为了具体分析本文方法和对比方法复原图像的质量,本文采用 Köhler 等^[31]基准数据集中的模糊图像进行 去模糊实验,并进行对比分析。该数据集包含4张基础 图像,并分别由12个不同的模糊核形成共48张模糊 图像。

图 5 为基准数据集图像的去模糊结果对比。首先, 在去模糊性能方面进行有效性验证,从图 5 可以观察到, MIMO-UNet 和 MPRNet 没有去模糊效果; MSSNet 和 DeblurGAN-v2 不具备良好的图像去模糊性能,只能去除 小部分的模糊;LDMAP 和 PMP 去模糊性能较好,能够去 除大部分的模糊。然后,针对去模糊性能较好的方法展 开边缘细节保持方面的判别,通过观察教堂图像可知, LDMAP 对于细节保留不完整;PMP 建筑花纹边缘不清 晰;对于教堂图像,MSSNet 和 DeblurGAN-v2 细节处理不 清晰,LDMAP 和 PMP 存在小部分的细节缺失。最后,在 复原图像视觉效果方面进行判别,通过观察图 5 能够发 现,MPRNet 得到的所有复原图像均产生了颜色畸变;且 上述其他方法也存在不同类型和程度的畸变,其中,针对 钟表图像,LDMAP 和 PMP 在钟表图像上产生了环形伪 影,且 LDMAP 在表盘部分出现过曝光现象;针对教堂图 像,LDMAP 和 PMP 在旗帜之上存在部分条形伪影;针对 殿顶图像:LDMAP 和 PMP 在图像上方树枝与天空交界 处存在视觉模糊,存在不规则伪影和斑块;针对巷道图 像,MIMO-UNet 墙壁扭曲变形严重,PMP 全图包含大量的墙壁畸变和振铃伪影,LDMAP 存在少量伪影。综上所述,在去模糊性能、边缘细节保持和视觉效果方面,上述方法得到的复原图像质量较差,且均有不同程度和类型的缺陷。



图 5 基准数据集图像的去模糊结果对比

Fig. 5 Comparison of deblurring results for benchmark dataset images

由图 5 结果并结合以上方法的对比分析可知,本文 方法在去模糊性能方面表现更优,能够去除大部分模糊 并还原清晰的图像;在边缘细节保持和结构复原方面,复 原图像主结构准确,边缘和细节清晰;在视觉效果方面, 未出现明显伪影和畸变,视觉效果最优。

3.3 自然状态图像对比实验

自然状态下,光照、风力等环境因素会造成更复杂的 模糊,对图像去模糊过程产生不利影响。为了验证自然 状态下算法获得复原图像的整体效果,本文针对性的采 用自然状态图像数据集,并进行算法有效性的检验和 分析。

图 6 为自然状态图像的去模糊结果对比。针对去模 糊性能,通过观察图 6 可以发现:LDMAP、MIMO-UNet 和 MPRNet 去模糊性能较差;PMP、MSSNet 和 DeblurGAN-v2 有一定的去模糊效果,能够去除大部分的模糊。为了便 于观察,本文对复原图像的边缘细节和显著结构进行放 大处理。针对细节保留和结构复原效果,PMP、MSSNet 和 DeblurGAN-v2 墙壁局部和叶片边缘去模糊性能都较 差,且有大量噪声产生;LDMAP、MIMO-UNet 和 MPRNet 只有墙壁局部细节对模糊的去除不敏感,但叶片边缘有 较大的伪影和噪声且边缘不清晰。其中, MPRNet 还出 现了颜色畸变。上述方法产生的失真和退化都导致图像 视觉上的不真实。

通过上述方法的对比分析并结合图 6 可以观察到, 本文方法在去模糊效果方面最优,得到的复原图像更清 晰;在细节方面,纹理和细节更少的墙壁局部产生的噪声 更少,叶片边缘和细节清晰;在视觉效果方面,获得的复 原图像不会产生颜色等畸变和伪影,整体视觉感最优。

3.4 拓展实验

1) 人脸图像对比实验

众所周知,人脸图像在交通、安检、办公打卡、医疗和 零售等领域应用广泛。但由于目标对象运动会造成模 糊,使得设备识别精度严重降低,影响应用的安全性和便 利性。因此本文在应用端开展人脸图像拓展实验,通过 对纹理背景不同的两张人脸图像进行处理验证计算装置 的有效性。

图 7 为无明显纹理背景面部图像的去模糊结果比较。针对去模糊性能,图 7 结果对比表明,MIMO-UNet、MPRNet、MSSNet 和 DeblurGAN-v2 没有去模糊的效果; LDMAP 和 PMP 在去模糊性能方面优于以上 4 种方法,



能够去除大部分模糊。针对复原图像结构准确性和边缘 保持能力.图7放大的显著结构和边缘细节部分显示. MIMO-UNet、MPRNet、MSSNet 和 DeblurGAN-v2 左边眼睛 细节不突出,人脸边缘细节不清晰,且 MPRNet 出现了严 重的色畸变, MSSNet 对图像的五官造成了扭曲: LDMAP 和 PMP 也出现不同程度的畸变,如 LDMAP 复原的眼部 轮廓不清晰,出现少量伪影,脸部边缘出现毛刺或内缩, PMP 复原图像的眼睛有轻微的拖尾现象。上述方法出 现的情况都导致复原图像不清晰,视觉效果较差。

通过以上方法的对比分析并结合图7可以观察到, 本文方法复原图像在去模糊性能方面达到最优,在结构 方面保留了清晰的边缘和细节。放大处理的局部细节表 明,本文方法眼部和周围轮廓清晰,没有出现拖尾,主结 构收敛性高且未出现伪影:人脸边缘细节未出现内缩或 毛刺现象;在整体上更好地还原清晰的人脸图像,图像视 觉感最优。

图 8 为明显纹理背景人脸图像的去模糊结果比较。 通过对比去模糊效果发现, MIMO-UNet 和 MPRNet 没有 达到模糊去除的效果; LDMAP、PMP、MSSNet 和 DeblurGAN-v2 相比上述两种方法较好,能够去除大部分 的模糊。通过观察放大处理的显著特征和细节发现: MIMO-UNet 和 MPRNet 人物衣服斑点主结构复原错位, 人眼细节收敛性较差没有复原的效果,细微的头发局部 复原效果不明显: DeblurGAN-v2 和 MSSNet 复原图像人 眼部分不清晰,结构损失较多,其中,MPRNet 得到的复 原图像还发生了颜色的变化:LDMAP 和 PMP 眼睛部分 的收敛性较好,但结构保留不完整,且周围有较大伪影出



(a) 模糊图像 (a) Blurred image

(c) MIMO-UNet (b) LDMAP (c) MIMO-UNet

(d) MPRNet (d) MPRNet



	(e) PMP	(f) MSSNet (g) DeblurGAN-v2 (h) 本文方法							
	(e) PMP	(f) MSSNet (g) DeblurGAN-v2 (h) Proposed method							
	图 7	无明显纹理背景面部图像的去模糊结果比较							
	Fig. 7 Comparison of deblurring results for face images								
without an obvious texture background									

现,其中,LDMAP 在头发局部出现锯齿状边缘。



(a) Blurred image

(c) MIMO-UNet

(d) MPRNet









(h) 本文方法

(e) PMP (e) PMP

图 8

(g) DeblurGAN-v2 (f) MSSNet (g) DeblurGAN-v2 (h) Proposed method

明显纹理背景人脸图像的去模糊结果比较

Fig. 8 Comparison of deblurring results for face images with visible textured backgrounds

结合图 8 结果与以上方法的对比分析发现,本文方 法在去模糊效果方面达到最优,在细节和结构方面主结 构清晰,衣服上斑点的吻合度高。在放大的局部特征方面,本文方法的复原图像眼睛主结构准确,眼部轮廓边缘 清晰;头发局部细节能够达到较好的复原效果,视觉感整 体优于以上方法。

2) 低亮度图像对比实验

在实际工程应用中不可避免的会遇到低亮度环境, 该环境中目标受到运动模糊的干扰后,应用端的跟踪与 识别准确率会严重降低,灵敏性不强,因此本文在低亮度 图像上开展实验,验证算法对低亮度运动模糊图像复原 的有效性,进一步证明算法的鲁棒性优势。

图 9 为真实低亮度饱和图像去模糊结果比较。为了 便于观察去模糊结果的质量,图 9 对图像局部细节进行 放大处理。首先,从复原图像整体对去模糊性能进行评 估,图 9 显示,MIMO-UNet、MPRNet 和 DeblurGAN-v2 没 有去模糊的效果;LDMAP、PMP 和 MSSNet 能够去除大部 分的模糊。然后,针对去模糊效果较好的去模糊方法进 行边缘保留和结构复原效果的判断,图 9 车身的灯光细 节部分 MSSNet 主结构复原不准确,LDMAP 产生了畸变, PMP 存在轻微伪影;行人腿部细节部分 MSSNet 复原效 果不够清晰,LDMAP 产生了严重的伪影和畸变,且边缘 细节保留较差,PMP 扩散现象严重,画面不清晰。综上 所述,对比方法的去模糊图像在去模糊性能、结构复原、 边缘保留、视觉效果方面综合表现较差。

通过以上方法的效果分析并结合图9结果,在显著 区域放大部分的结构和细节方面,本文方法行人腿部的 边缘虚化更小,能够保留清晰边缘和细节;车身灯光处的 结构复原更准确。从去模糊和视觉效果方面观察到,本 文方法去模糊性能最优,产生的伪影最小,整体视觉感 最优。

3.5 去模糊图像质量客观评估

为了客观的对算法进行评价,本文选取 BRISQUE^[32]、CDV^[33]、CPBD^[29]、JNB^[34]、MDM^[30]和 SSEQ^[35]共6种无参考的去模糊客观评价方法。

BRISQUE 值越小,其图像对比度增强效果越好; CDV 是一种清晰度评估方法,值越大,其图像的清晰度



(e) PMP
 (f) MSSNet
 (g) DeblurGAN-v2
 (h) Proposed method
 图 9 真实低亮度饱和图像去模糊结果比较
 Fig. 9 Comparison of deblurring results of
 real low-light saturated images

越高;CPBD 是基于模糊检测累积概率的无参考目标清 晰度度量,其值越大表明模糊量更少;JNB 能够预测不同 内容的图像中的相对模糊量,值越大去模糊效果越好; MDM 能够以高精度对对比度失真图像进行评估,值越大 图像的效果更好;SSEQ 利用失真图像上的局部空间和光 谱熵特征对图像进行评估,且与人类对图像质量的主观 看法非常匹配,值越小效果越好。

表2是本文方法与经典去模糊方法去模糊结果的无 参考评价指标对比。加粗标记是在该客观评价指标下最 优方法的质量评估结果,下划线标记为次优结果。表2 显示,在对比度评价方面,DeblurGAN-v2最优,本文方法 次优;在图像清晰度和模糊量方面,本文方法最优,PMP 次优;在去模糊效果方面,LDMAP最优,本文方法次优; 在对比度失真效果评价方面,PMP最优,本文方法次优; 在匹配人类对图像的主观看法方面,本文方法最优, DeblurGAN-v2次优。

表 2	本文方法与经典去模糊方法去模糊结果的无参考评价指标对比

between	the	method	described	in	the	paper	and	the	classic	deblurring	g method	ls

	section are mentod described in the paper and the endore destarring mentods								
对比算法	BRISQUE	CDV	CPBD	JNB	MDM	SSEQ			
DeblurGAN-v2	36.6974	22. 594 8	0.315 4	10. 798 6	0.865 0	35.552 3			
MIMO-UNet	42.372 6	20.683 3	0.2078	7.894 6	0.8717	44.1317			
LDMAP	48.1863	50.758 6	0.3391	12.730 1	0.915 9	36.823 1			
MPRNet	40.2964	20.909 0	0.1900	8.808 1	0.798 1	38.798 2			
PMP	38.914 8	53.203 8	0.443 5	12.658 0	0.937 2	37.615 3			
MSSNet	45.792 3	24.3574	0.213 3	8.5527	0.881 5	45.3564			
本文	<u>37. 775 4</u>	53.764 4	0.481 6	<u>12. 724 1</u>	<u>0. 936 6</u>	34. 251 4			

综上所述,本文方法与 6 种经典方法相比,在 CDV、 CPBD 和 SSEQ 3 种评价指标下最优,在 BRISQUE、JNB 和 MDM 3 种评价指标下为次优,但对比方法中最多只有 一种评价指标为最优。通过计算表 2 数据可知,本文方 法相较最优去模糊方法在上述介绍的客观评价指标方面 平均优化了 1.72%。所以,本文方法在去模糊图像的对 比度,清晰度,视觉感官和去模糊程度等质量评价指标值 方面都有优势。

4 结 论

为了解决盲图像去模糊方法复原图像主结构不准确 和边缘不清晰的问题,本文通过大量实验,获得一种经过 可行性验证的有效先验 SSCP。把该先验方法引入到经 典去模糊模型中,构造了一种新的去模糊模型。最后,通 过反卷积得到清晰的复原图像。该先验方法对模糊核的 估计有更高的准确性,能获得视觉效果更好的复原图像。 在基准数据集和自然、人脸、低亮度等真实世界模糊图像 上进行实验的结果表明,本文方法设计的计算装置能够 保留更多清晰细节,获得主结构准确和边缘锐利的复原 图像,且得到的去模糊结果优于现有经典去模糊方法。 鉴于自动驾驶和医疗应用领域中对算法运行速度和鲁棒 性的高要求,未来将在这个方面展开更多的研究,以期望 解决更多工业和生活中的实际问题。

参考文献

- [1] 王颖,金若辰,金志刚.支持行人检测的智能车载监 控终端[J].电子测量技术,2019(6):17-21.
 WANG Y, JIN R CH, JIN ZH G. Vehicle video surveillance terminal with pedestrian detection [J].
 Electronic Measurement Technology, 2019(6):17-21.
- [2] 崔少华, 汪徐德, 王江涛, 等. 高斯建模和卷积神经 网络联合的红外视频行人检测方法[J]. 电子测量与 仪器学报, 2020, 34(5): 140-148.
 CUI SH H, WANG X D, WANG J T, et al. Infrared video pedestrian detection method via Gauss modeling and convolutional neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,
- 34(5):140-148.
 [3] 郑少武,李巍华,胡坚耀.基于激光点云与图像信息

融合的交通环境车辆检测[J]. 仪器仪表学报, 2022, 40(12): 143-151.

ZHENG SH W, LI W H, HU J Y. Vehicle detection in the traffic environment based on the fusion of laser point cloud and image information [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 40(12): 143-151.

[4] 易开宇,戴贞明. 基于混合非凸性二阶全变分和重叠 组稀疏的非盲图像去模糊算法[J]. 电子测量与仪器 学报, 2023, 35(9): 229-235.

YI K Y, DAI ZH M. Non-blind image deblurring based on hybrid non-convex second-order total variation and the overlapping group sparse [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 35 (9): 229-235.

- [5] CAMPISI P, EGIAZARIAN K. Blind Image Deconvolution: Theory and Applications [M]. Florida: CRC Press, 2017.
- PAN J S, HU Z, SU Z X, et al. Deblurring text images via L0-regularized intensity and gradient prior [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 2901-2908.
- PAN J, HU Z, SU Z, et al. Deblurring face images with exemplars [C]. Computer Vision-ECCV 2014: 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September 6-12, 2014, Proceedings, Part VII 13, 2014: 47-62.
- [8] CHEN L, ZHANG J W, LIN S N, et al. Blind deblurring for saturated images [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 6308-6316.
- [9] WEN F, YING R D, LIU Y P, et al. A simple local minimal intensity prior and an improved algorithm for blind image deblurring [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 31(8): 2923-2937.
- KUPYN O, MARTYNIUK T, WU J R, et al. Deblurgan-v2: Deblurring (orders-of-magnitude) faster and better [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 8878-8887.
- [11] BELYAEV A G, FAYOLLE P A. Black-box image deblurring and defiltering[J]. Signal Processing: Image Communication, 2022, 108: 116833.
- [12] XU L, ZHENG S, JIA J. Unnatural 10 sparse representation for natural image deblurring [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 1107-1114.
- [13] LAI W S, DING J J, LIN Y Y, et al. Blur kernel estimation using normalized color-line prior [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 64-72.
- [14] REN W Q, CAO X C, PAN J S, et al. Image deblurring via enhanced low-rank prior [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(7): 3426-3437.
- ZHOU X, VEGA M, ZHOU F G, et al. Fast Bayesian blind decon volution with Huber super Gaussian priors [J]. Digital Signal Processing, 2017, 60: 122-133.
- [16] SUN J, CAO W F, XU Z B, et al. Learning a convolutional neural network for non-uniform motion blur

removal [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 769-777.

- [17] ZHANG J W, PAN J S, REN J, et al. Dynamic scene deblurring using spatially variant recurrent neural networks [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 2521-2529.
- [18] CAI J R, ZUO W M, ZHANG L. Dark and bright channel prior embedded network for dynamic scene deblurring[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 6885-6897.
- [19] CHO S J, JI S W, HONG J P, et al. Rethinking coarseto-fine approach in single image deblurring [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 4641-4650.
- [20] ZAMIR S W, ARORA A, KHAN S, et al. Multi-stage progressive image restoration [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 14821-14831.
- [21] KIM K, LEE S, CHO S. Mssnet: Multi-scale-stage network for single image deblurring [C]. Computer Vision-ECCV 2022 Workshops: Tel Aviv, Israel, October 23-27, 2022, Proceedings, Part II, 2023: 524-539.
- [22] ZHONG Z H, CAO M D, JI X, et al. Blur interpolation transformer for real-world motion from blur [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 5713-5723.
- [23] LIANG P W, JIANG J J, LIU X M, et al. Image deblurring by exploring in-depth properties of transformer [J]. arXiv preprint arXiv: 2303. 15198, 2023.
- [24] SONG J, CHO H, YOON J, et al. Structure adaptive total variation minimization-based image decomposition [J].
 IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 28(9): 2164-2176.
- [25] NAH S, HYUN KIM T, MU L K. Deep multi-scale convolutional neural network for dynamic scene deblurring[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 3883-3891.
- [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] CHO S, LEE S. Fast Motion Deblurring [M]. ACM Asia: Special Interest Group for Computer GRAPHICS 2009 Papers, 2009.
- [28] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a completely blind image quality analyzer [J].

IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.

- [29] NARVEKAR N D, KARAM L J. A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection [C]. 2009 International Workshop on Quality of Multimedia Experience, 2009: 87-91.
- [30] NAFCHI H Z, CHERIET M. Efficient no-reference quality assessment and classification model for contrast distorted images [J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2018, 64(2): 518-523.
- [31] KÖHLER R, HIRSCH M, MOHLER B, et al. Recording and playback of camera shake: Benchmarking blind deconvolution with a real-world database [C]. European Conference on Computer Vision, 2012; 27-40.
- [32] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695-4708.
- [33] ZHAN Y B, ZHANG R. No-reference image sharpness assessment based on maximum gradient and variability of gradients[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 20(7): 1796-1808.
- [34] FERZLI R, KARAM L J. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB) [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(4): 717-728.
- [35] LIU L X, LIU B, HUANG H, et al. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies[J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29(8): 856-863.

作者简介



侯庆璐,2021 年于山东农业大学获得 学士学位,现就读于兰州交通大学攻读硕士 学位,主要研究方向为图像处理中的图像运 动去模糊。

E-mail: hql1397526103@163.com

Hou Qinglu received B. Sc. degree from Shandong Agricultural University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate at Lanzhou Jiaotong University. His main research interest includes image motion deblurring.



李俊(通信作者),2012 年于德国慕尼 黑大学获博士学位,现为中国科学院大学教 授,主要研究方向为机器人自适应交互控制 相关理论与技术研究。

E-mail: junli@ fjirsm. ac. cn

Li Jun (Corresponding author) received his Ph. D. degree in 2012 from the University of Munich. Now he is a professor at the Chinese Academy of Sciences University. His main research interests include the theory and technology of adaptive interactive control in robots.