

DOI:10.11918/j.issn.0367-6234.201708047

复合正则化的图像超分辨率复原方法

王轩泽, 潘 汉, 敬忠良

(上海交通大学 航空航天学院, 上海 200240)

摘 要: 图像超分辨率复原是计算机视觉领域的一个基础研究方向. 为提高具有高度结构化特征图像超分辨率复原效果, 提出了一种基于复合正则化的超分辨率复原方法. 该方法整合了多个不同种类范数的正则化项, 将具有旋转不变性的方向全变分组稀疏正则化(TI-DTV)方法以及小波分析方法嵌入至目标函数中. 全变分组稀疏正则化(TI-DTV)方法是一种可以有效解决高度结构化图像中直线边缘区域超分辨率复原的方法, 但 TI-DTV 中的全变分(TV)和方向全变分(DTV)模型可能会导致图像阶梯化效应(staircase artifacts), 而小波分析项则可以提高图像纹理信息的复原效果, 可减小阶梯化效应的影响. 为了解决不同范数下的混合正则化问题, 利用一阶对偶圆锥形解法(TFOCS)的思想, 推导出了一阶对偶形式的快速解法. 结果表明, 在真实图像集的实验中, 通过与全变分、小波分析、TI-DTV 等超分辨率复原方法的比较, 可以明显的看出该方法结果较其他方法更清晰, 对直线型结构复原效果有一定的提高, 同时保留了更多的细节信息, 峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)也有明显提高.

关键词: 超分辨率复原; 正则化; 方向全变分; 小波; 一阶求解

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2018)10-0066-06

Imagesuper-resolution via hybrid regularization methods

WANG Xuanze, PAN Han, JING Zhongliang

(School of Aeronautics and Astronautics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Transform-invariant group-sparse regularization with directional total variation is an efficient method to solve the super-resolution problem in the regions with highly structured straight edges which is deformed from the real urban scenes and space scenes. Total variation, however, probably leads to staircase artifacts, which may affect the result of super-resolution to large extent. In this paper, we present a new method by mixing different regularizers, especially by combining wavelet analysis with the Transform invariant directional total variation objective function. This allows us to simultaneously recover textures and local geometry structures, particularly highly structured straight edges. To solve this hybrid regularization problem with different norms, we used the idea of templates for first-order conic solvers, and derived the solution of the whole object function that we proposed. Experiments on same real image collections show that our method is more effective than prior works.

Keywords: super-resolution; regularization; directional total variation; wavelet; first-order solution

如何使低分辨率图像清晰化, 一直以来都是计算机视觉和图像处理领域中一项基础性的重要课题, 也是其他众多领域广泛应用的一项技术. 尤其在航天领域中, 作为空间柔性臂^[1]的视觉系统, 在进行柔顺抓捕、空间维修等作业时, 获取例如空间站的支撑结构、航天飞行器太阳能帆板等区域的清晰图像尤为关键. 一种常用的方法是使用信号处理技术, 从多个观测到的低分辨率图像中获得高分辨率图像(或序列)^[2-4]. 然而, 在很多情况下, 额外的多个低分辨率图像可能难以获得, 此时就需要对单幅图像进行超分辨率复原, 这显然是更具有挑战性的. 为了

从单幅低分辨率图像中得到一幅高分辨率图像, 很多基于不同先验信息假设的算法被提出^[5-7], 以便利用额外的信息来解决单幅图像超分辨率复原的病态问题^[8].

在最近的一些研究中, 全变分(TV)模型非常普遍的被用于单幅图像超分辨率复原中^[9-11]. Fernandez 等^[12]提出了一种针对城市场景和其他人造场景中直线型三维几何结构的超分辨率复原方法. 对于人眼理解图片, 以及进一步的目标定位等其他机器应用领域, 这些直线型结构, 例如建筑物轮廓、窗户的边缘、空间飞行器的桁架结构以及太阳能帆板边界等, 往往都涵盖了更多更重要的信息.

在这些场景中, 全局特征包含了在一些主要方向上的确定方向直线边缘, 而这通常意味着促进了图像结构梯度的稀疏性. 通过学习低秩矩阵的结构

收稿日期: 2017-08-14

基金项目: 国家自然科学基金(61673262)

作者简介: 王轩泽(1991—), 男, 硕士研究生;

敬忠良(1960—), 博士生导师, “长江学者”特聘教授

通信作者: 潘 汉, hanpan@sjtu.edu.cn

信息,这种稀疏性便可以容易的被获取,图像的直线区域边缘就可以被看成图像全局特征方向到水平和垂直方向的一个变换 τ . 然后在全变分 (TV) 的目标函数中加入方向全变分 (DTV) 的正则化项,作为一种新的更合适的正则化方法,对变换后的图像进行超分辨率复原. 然而,无论是 TV 或者是 DTV 都会不可避免的会产生阶梯化效应^[13],从而降低了超分辨率复原效果,特别是在非直线结构区域,阶梯化效应产生的影响可能更加严重,例如窗户上的倒影、墙壁纹理或者空间站非规则结构部件轮廓等.

本文提出了一种新的复合正则化超分辨率图像复原方法,其目标函数中包含了 TV、DTV、小波分析、以及平滑项等多种不同类型的正则化项. 其中,小波分析项可以有效地降低 TV 和 DTV 产生的阶梯化效应,而平滑项则使得目标函数可以进行一阶求解的同时在一定程度上提高了复原清晰度. 然而,由于目标函数中包含了多种不同范数的正则化项,一般的求解方法很难有效的对其进行快速求解,因此本文使用了文献[14]中提出的一阶锥型函数对偶求解方法(TFOCS)的思想,推导了本文复合正则化目标函数的变化形式,并对变换后的目标函数进行求解. 实验结果表明,该方法同样得到了较清晰的直线边缘,同时有效地减少了图像的阶梯化效应,在非直线结构区域,本文方法保留了更多的纹理信息,使得复原后的图像更接近真实图像,也更加符合人的视觉习惯.

1 旋转不变的方向全变分模型

为了获得这些人造结构的超分辨率复原图像,最常采取的方法就是对图像梯度的 L1 范数进行正则化惩罚,这也就是经典的 TV 模型^[10]. 其各向异性的定义为

$$\text{TV}(u) = |\nabla u| = \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n (|x_{i,j} - x_{i-1,j}| + |x_{i,j} - x_{i,j-1}|).$$

然而当处理图像中的二维边缘时,由于 TV 模型忽视了图像邻域的方向相关性,最小化的全变分模型的复原效果并不令人满意. 所以作为一种更有效的正则化方法,方向全变分 (DTV) 方法被提出^[15]. 相比于 TV 模型,DTV 模型被定义为

$$\text{DTV}(u) = |\nabla u| = \sum_{j=1}^n \sqrt{\sum_{i=2}^m (x_{i,j} - x_{i-1,j})^2} + \sum_{i=1}^m \sqrt{\sum_{j=2}^n (x_{i,j} - x_{i,j-1})^2},$$

可以看出,DTV 模型从水平和垂直两个方向上考虑图像的梯度,因此对图像中水平和垂直方向结构的

复原效果更好.

但在高度结构化的人造场景中,仅仅是水平和垂直两个方向上的复原效果,显然是完全不够的. 为了进一步提高结构区域的复原效果,本文可以将图像中直线型结构,看成是水平和垂直结构按照一定的方式投影或仿射变换而来. 因此,只需要找到这种投影或者仿射变换的变换矩阵,就可以将图像的直线型结构逆变换为水平和垂直结构,之后再使用 DTV 模型对逆变换后的图像进行超分辨率复原.

TI-DTV 被定义为

$$\text{TI-DTV}(\mathbf{I}) = \text{DTV}(\mathbf{I}\boldsymbol{\tau}),$$

式中:矩阵 $\mathbf{I}\boldsymbol{\tau}$ 是将逆变换矩阵 $\boldsymbol{\tau}$ 应用到图像 $\mathbf{I}$ 中,并重采样后得到的图片.

本文很容易证明,图像中带有水平和垂直边缘的结构通常是低秩的. 所以,使用文献[16]中提出的高鲁棒性计算工具去获得旋转不变的低秩纹理结构. 然后,逆变换矩阵 $\boldsymbol{\tau}$ 就可以通过求解最小化方程得到:

$$\begin{aligned} &\text{Minimize } \|\mathbf{L}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_1, \\ &\text{Subject to } \mathbf{I}\boldsymbol{\tau} = \mathbf{L} + \mathbf{E} = \mathbf{A}_\tau \cdot \mathbf{x}. \end{aligned}$$

加入了旋转不变性的方向全变分后, TI-DTV 目标函数被定义为:

$$\begin{aligned} &\text{Minimize } \alpha \|\mathbf{A}_\tau \cdot \mathbf{x}\|_{\text{DTV}} + \beta \|\mathbf{x}\|_{\text{TV}}, \\ &\text{Subject to } \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon. \end{aligned}$$

需要注意的是,由于 $\mathbf{A}_\tau$ 矩阵经常是不满秩的,所以需要使用 TV 正则化项来稳定目标函数,并且将 β 赋予一个较小的值. 最后,通过对 TI-DTV 目标函数进行求解,可以获得包含更多结构边缘信息的超分辨率图像.

2 方 法

2.1 基于复合正则化的目标函数

当使用 TV 模型去复原低分辨率图像时,阶梯化现象会对图像的复原质量产生较为严重的影响,这也是图像研究者们一直以来都是比较关心的问题之一. 由于无论 DTV 或是 TI-DTV 正则化项,都只在目标函数中对图像的两个主要方向进行惩罚,所以同样的阶梯化效应也存在与这两种模型之中,并且可能较 TV 模型更加严重,会导致复原后的图像像素块化,从而降低图像的复原质量.

本文的主要目的之一就是在保留图像中直线结构边缘较高清晰度的前提下,减小阶梯化效应,同时提高图像非结构化区域的超分辨率复原效果,以获得更多的图像纹理信息. 因此,本文将小波分析正则项加入到超分辨率复原的目标函数中,通过惩罚小波分析正则化项,可以较有效的复原图像纹理信息,

并且减小块化效应. 改进后的目标函数为:

$$\begin{aligned} \text{Minimize } & \alpha \|A_\tau \cdot x\|_{\text{DTV}} + \beta \|x\|_{\text{TV}} + \gamma \|Wx\|_1, \\ \text{Subject to } & \|Ax - y\|_2 \leq \epsilon. \end{aligned} \quad (1)$$

式中: W 为 JPEG-2000 中使用的一个标准对称 9/7 小波变换域^[17].

可以明显的看出, 在这个目标函数中有着 3 种不同种类范数的正则化项, 包括了一个 L2 范数的数据保真项, 一个 L1 范数的小波分析项, 以及两个 TV 范数的全变分惩罚项 (DTV 范数可以看出一种特殊的 TV 范数). 显然, 普通的二阶方法很难解决这个多范数正则化目标函数的求解问题.

2.2 复合正则化超分辨率复原方法

为了对式(1)中带有多种不同范数正则化项的目标函数进行求解, 本文使用了一阶锥形函数对偶求解方法 (TFOCS) 的思想^[14]. TFOCS 是一种很灵活的求解方法, 可以有效地解决复杂的锥形问题及其变化形式, 尤其是混合了多种惩罚项和线性算子的目标函数. 其求解过程主要是: 先将目标问题变换为锥形问题形式, 然后找到该锥形问题的对偶形式, 并将其平滑化, 最后通过优化的一阶求解方法对其进行求解.

针对式(1)中提出的目标函数形式, 本文首先将其变换为锥形问题形式:

$$\begin{aligned} \text{Minimize } & \alpha u + \beta v + \gamma w, \\ \text{Subject to } & \| \text{DTV}(A_\tau \cdot x) \|_1 \leq u, \\ & \| \text{TV}(x) \|_1 \leq v, \\ & \| Wx \|_1 \leq w, \\ & \| Ax - y \|_2 \leq \epsilon. \end{aligned}$$

式中: DTV、TV 分别为方向全变分和全变分的线性算子; u, v, w 分别为新的标量常量. 设其对偶变量 $\lambda = (z(1), \tau(1), z(2), \tau(2))$, 其中:

$$\|z^{(1)}\|_\infty \leq \tau^{(1)}, \|z^{(2)}\|_2 \leq \tau^{(2)},$$

则其拉格朗日算子为

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(x, u, v, w, z^{(1)}, \tau^{(1)}, z^{(2)}, \tau^{(2)}) = \\ \alpha u + \beta v + \gamma w - \langle z^{(1)}, \text{DTV}(A_\tau \cdot x) \rangle - \\ \langle z^{(1)}, \text{TV}(x) \rangle - \langle z^{(1)}, Wx \rangle - \\ \tau^{(1)}(\alpha u + \beta v + \gamma w) - \langle z^{(2)}, Ax - y \rangle - \epsilon \tau^{(2)}, \end{aligned}$$

可以看出, 当且仅当 $\tau^{(1)} = 1$ 时, 拉格朗日算子有界. 同样, 本文可以用文献[14]中的简化方法将 $\tau^{(2)}$ 消除. 化简后的对偶问题为:

$$\begin{aligned} \text{Minimize } & \langle y, z^{(2)} \rangle - \epsilon \|z^{(2)}\|_2, \\ \text{Subject to } & A^* z^{(2)} - W^* z^{(2)} - A^* z^{(2)} - \\ & \text{DTV}^*(A_\tau \cdot x) - \text{TV}^*(x) = 0, \\ & z_\infty^{(1)} \leq 1, \end{aligned}$$

加入平滑项 $\frac{1}{2}\mu \|x - y\|^2$ 后, 本文得到了目标函数

的对偶形式为

$$\begin{aligned} g_\mu(z^{(1)}, z^{(2)}) = \inf_x \left(\frac{1}{2}\mu \|x - y\|^2 - \right. \\ \left. \langle z^{(1)}, \text{DTV}(A_\tau \cdot x) \rangle - \langle z^{(1)}, \text{TV}(x) \rangle - \right. \\ \left. \langle z^{(1)}, Wx \rangle - \langle z^{(2)}, Ax - y \rangle - \right. \\ \left. \epsilon \|z^{(2)}\|_2 \right). \end{aligned} \quad (2)$$

通过选择一个较小的 μ 值, 可以从技术上将平滑项对整个目标函数的影响限制在一个可接受的水平程度上. 事实上, 对于图像去模糊或者图像超分辨率复原的目标函数, 一个适当稍大的 μ 反而可以使得图像的复原效果更好^[18]. 所以本文近似的将 μ 的值确定为

$$\mu = \frac{\max(\alpha \| \text{DTV}(A_\tau \cdot x) \|_1, \beta \| \text{TV}(x) \|_1, \gamma \| Wx \|_1)}{500}. \quad (3)$$

至此, 得到了平滑的目标函数对偶形式. 相对应的, 本文最终得到了复合正则化超分辨率复原方法的目标函数:

$$\begin{aligned} \text{Minimize } & \alpha \|A_\tau \cdot x\|_{\text{DTV}} + \beta \|x\|_{\text{TV}} + \\ & \gamma \|Wx\|_1 + \frac{1}{2}\mu \|x - y\|^2, \\ \text{Subject to } & \|Ax - y\|_2 \leq \epsilon. \end{aligned} \quad (4)$$

2.3 一阶对偶求解方法

由于在式(2)得到的目标函数的平滑的锥形对偶形式中, 所有对偶项都有相同的阶数, 所以本文可以利用一阶方法对其进行迭代求解:

$$z_{k+1} = \arg \min_{z: \|z^{(2)}\|_\infty \leq 1} \epsilon \|z^{(2)}\|_2 + \langle \tilde{x}, z \rangle + \frac{\theta_k}{2t_k} \|z - z_k\|^2.$$

然而 TV 和 DTV 算子与小波分析算子对矩阵 A 有着显著不同的尺度, 所以本文需要对每一个对偶变量使用不同的步长 $t_k^{(i)}$ 为

$$\begin{aligned} z_{k+1} = \arg \min_{z: \|z^{(2)}\|_\infty \leq 1} \epsilon \|z^{(2)}\|_2 + \langle \tilde{x}, z \rangle + \\ \frac{\theta_k}{2} \sum_{i=1}^2 \frac{1}{t_k^{(i)}} \|z - z_k\|^2. \end{aligned}$$

因此, 本文得到了复合正则化超分辨率复原目标函数式(4)的迭代策略, 具体步骤为:

Require: $z_0, y \in R^n, \mu > 0, t_k^{(i)}$,

Step1: $\theta_0 \leftarrow 1, v_0 \leftarrow z_0$

Step2: **loop** $k = 0, 1, 2, \dots$,

Step3: $y_k \leftarrow (1 - \theta_k)v_k + \theta_k z_k$,

Step4: $x_k \leftarrow y + \mu^{-1} (Wy_k^{(1)} + \text{DTV}^* y_k^{(1)} + \text{TV}^* y_k^{(1)} - A^* y_k^{(2)})$,

Step5: $z_{k+1}^{(1)} \leftarrow \text{CTrunc}(y_k^{(1)} - \theta_k^{-1} t_k^{(1)} Wx_k - \theta_k^{-1} t_k^{(1)} \text{TV}x_k, \theta_k^{-1} t_k^{(1)})$,

$$z_{k+1}^{(2)} \leftarrow \text{Shrink}(y_k^{(2)} - \theta_k^{-1} t_k^{(2)} (Ax_k - y), \theta_k^{-1} t_k^{(2)} \epsilon),$$

Step6: $v_{k+1} \leftarrow (1 - \theta_k) v_k + \theta_k z_{k+1}$,
Step7: $\theta_{k+1} \leftarrow 2 / (1 + (1 + 4 / \theta_k^2)^{1/2})$,
Step8: end loop

需要注意的是,在 Step4 中 TV 和 DTV 算子都是将图像从 R^n 变换成 $C^{(n-1)^2}$,因此本文必须小心的使用他们的实值内积进行计算. 通过反复迭代计算,最终可以得到超分辨率复原的图像.

3 结果及分析

本文中所有的实验都是使用 Matlab 2 014b 在 Intel i7 7 700 k 和 8 GB RAM 的 Windows 10 环境下进行的,使用的图像为 SUN 数据库^[19]中的真实街景图像的结构化区域. 图 1 展示了实验所选取的图片区域.

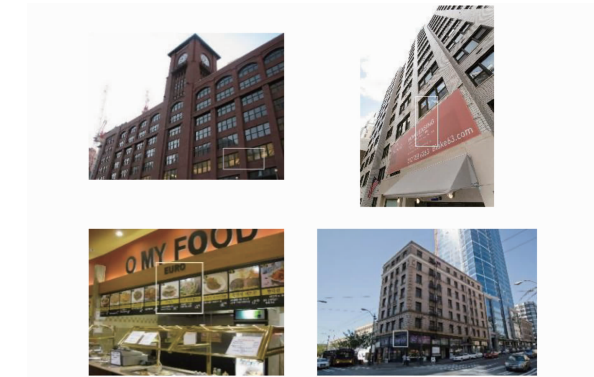


图 1 实验选取的图片区域

Fig. 1 Planar regions extracted from the images

3.1 复合正则化超分辨率复原效果

为验证本文算法的效果,选用多种其他算法与其对比实验.

首先,本文降采样一张高分辨率图像,使其长、

宽均为高分辨率图像的 1/2,并将获得的低分辨率图像作为超分辨率复原的原始图像. 然后,使用本文提出的复合正则化超分辨率图像复原方法对其进行复原. 令式(4)在所有实验中的 $\epsilon = 5.5$,同时令大多数实验中 $\alpha = 3, \beta = 0.5, \gamma = 1, \mu$ 的取值根据式(3)确定.

目标函数的参数调节是一项复杂且十分有意义的研究课题. 对于类似本文的复合正则化超分辨率图像复原目标函数,有很多种参数调节的方法和技巧,例如 Stein 无偏风险估计^[20]和广义交叉验证^[21]. 经过实验验证,本文参数取上述常值时,目标函数的还原效果往往接近最优解.

作为对比实验,本文用其他多种方法与其进行对比,包括双三次差值、TV、DTV、小波分析、带有小波分析的 TV^[22]以及 TI-DTV^[12]. 本文将通过这 5 种超分辨率复原方法以及本文方法复原后的图像,与实际的高分辨率图像进行比较,并计算他们各自的峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM). 表 1 为各组实验 PSNR 值和 SSIM 值(SSIM * 100%)的对比,图 2 为对比实验的效果图.

可以明显的看出各方法都可以较有效的复原低分辨率图像. 与传统方法相比, TI-DTV 的 PSNR 和 SSIM 数值有一定程度的提高,从图像中可以看出, TI-DTV 对图像中包含关键信息的直线型结构区域(如窗框、建筑边缘等)的复原效果提高较大,但同时也会出现更明显的阶梯化效应. 通过本文方法超分辨率复原后的图像,阶梯化效应有明显改善,图像更加真实,在结构化区域的复原效果与前者相仿或略优于前者,而在非全局方向结构区域,相比 TI-DTV 方法复原效果有明显提高. PSNR 和 SSIM 的数值的提高也证明了本文方法的有效性.

表 1 各种方法复原效果对比

Tab. 1 Comparison among different super-resolution methods

图像	Bicubic		Wavelet		TV		Wavelet with TV		TI-DTV		本文	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
图片 1	31.051	87.29	32.034	87.49	33.443	87.80	33.931	87.75	35.802	87.77	36.515	88.80
图片 2	26.312	86.66	26.868	87.53	27.927	87.48	28.217	87.48	29.541	88.69	30.106	89.61
图片 3	24.924	90.58	25.680	90.84	26.064	91.74	26.509	91.49	27.450	91.48	28.673	91.95
图片 4	29.034	94.88	30.222	94.64	31.124	94.98	31.921	94.90	32.955	94.95	34.486	95.53

3.2 不同种类多尺度换对复原效果的影响

由于超分辨率复原的目标函数中,小波正则化项主要影响复原图像的纹理信息,所以不同种类的多尺度变换域类型对图像复原效果有一定影响. 经过实验,发现传统种类的其他小波变换域对复原效果与 JPEG-2000 的 9/7 小波差别很小(PSNR 差值小于 0.02). 由于篇幅限制,本文就不再赘述.

以脊波(ridgelet)^[23]和曲波(curvelet)^[24]为代表的多尺度几何分析,由于其整体曲线有多个尺度

不同或相同的局部曲线构成,使之具有更好的方向奇异性,更加贴合图像纹理. 在保留了小波变换域局部时频分析特性的同时,多尺度几何分析有更强的方向选择性和辨识能力,在图像去噪和复原领域往往较小波有更好的表现. 故本文主要选用脊波和曲波变换域作为多尺度分析正则化项与 9/7 小波进行对比. 图 3 为不同种类变换域的对比图,表 2 为 PSNR 的对比数据.

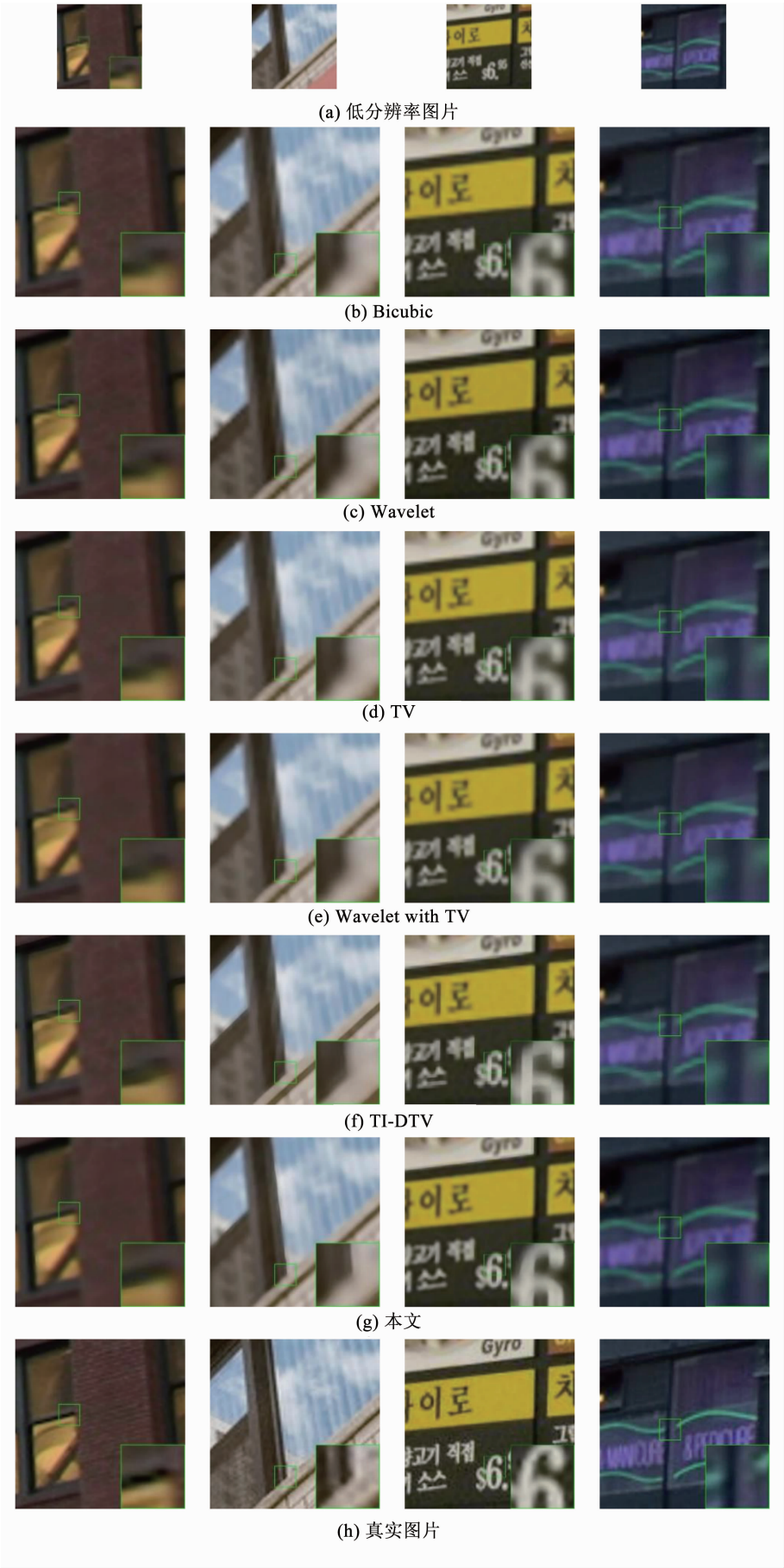


图 2 不同方法超分辨率复原效果

Fig. 2 Comparison among different super-resolution methods

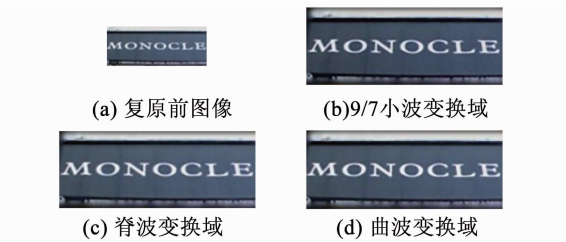


图 3 不同种类多尺度变换域复原效果

Fig. 3 Comparison among different operators

表 2 不同变化域复原效果对比

Tab. 2 Comparison among different operators

变化域类型	9/7 小波	脊波	曲波
PSNR	32.436	32.510	32.492

可以看出,选用脊波和曲波作为多尺度分析变换域正则化项时,复原效果略好于 JPEG-2000 的9/7的小波变换域正则化项.在另外几组对比实验中,含有脊波和曲波变换域分析正则化项的目标函数还原结果相差不大,且较含有小波变换域正则化项的目标函数还原效果 PSNR 值平均提高 0.05 左右.

4 结 论

1)本文提出了一种复合正则化目标函数的图像超分辨率复原方法,通过整合 TV、DTV、小波以及平滑项,实现了对高度结构化人造场景图像的超分辨率复原.

2)通过与多种算法比较实验,证明了本文算法的复原效果较之前算法有明显提高.同时,脊波和曲波变换域可以代替本文算法中的小波变换域,且有更好的复原效果.

参考文献

[1] JING Zhongliang, QIAO Lingfeng, HAN Pan, et al. An overview of the configuration and manipulation of soft robotics for on-orbit servicing[J]. Science China Information Sciences, 2017, 60(5): 050201. DOI: 10.1007/s11432-016-9033-0

[2] PARK S C, MIN K P, KANG M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview[J]. Signal Processing Magazine IEEE, 2003, 20(3): 21. DOI: 10.1109/MSP.2003.1203207

[3] PROTTER M, ELAD M, TAKEDA H, et al. Generalizing the nonlocal-means to super-resolution reconstruction [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 18(1): 36. DOI: 10.1109/TIP.2008.2008067

[4] HARDIE R C, BARNARD K J, ARMSTRONG E E. Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(12): 1621. DOI: 10.1109/83.650116

[5] JIJI C V, JOSHI M V, CHAUDHURI S. Single-frame image super-resolution using learned wavelet coefficients [J]. International Journal of Imaging Systems & Technology, 2004, 14(3): 105. DOI: 10.1002/ima.20013

[6] ELAD M, AHARON M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(12): 3736. DOI: 10.1109/TIP.2006.881969

[7] CANDOCIA F M, PRINCIPE J C. Super-resolution of images based

on local correlations[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(2): 372. DOI: 10.1109/72.750566

[8] YANG C Y, HUANG J B, YANG M H. Exploiting self-similarities for single frame super-resolution [C]//Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics). Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2011: 497. DOI: 10.1007/978-3-642-19318-7_39

[9] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1/2/3/4): 259. DOI: 10.1016/0167-2789(92)90242-F

[10] VOGEL C R, OMAN M E. Iterative methods for total variation denoising [J]. Siam Journal on Scientific Computing, 2007, 17(1): 227. DOI:10.1137/0917016

[11] CHAMBOLLE A. An algorithm for total variation minimization and applications [C]//Proceedings of the 4th Conference on Mathematics and Image Analysis. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers, 2004: 89. DOI: 10.1023/B:JMIV.0000011325.36760.1e

[12] FERNANDEZ-GRANDA C, CANDES E J. Super-resolution via transform-invariant group-sparse regularization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, NSW: IEEE Computer Society, 2013: 3336. DOI: 10.1109/ICCV.2013.414

[13] BREDIES K, KUNISCH K, POCK T. Total generalized variation [J]. Siam Journal on Imaging Sciences, 2010, 3(3): 492. DOI: 10.1137/090769521

[14] BECKER S R, CANDÈS E J, GRANT M C. Templates for convex cone problems with applications to sparse signal recovery [J]. Mathematical Programming Computation, 2011, 3(3): 165. DOI: 10.1007/s12532-011-0029-5

[15] BAYRAM İ, KAMASAK M E. Directional total variation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(12): 781. DOI: 10.1109/LSP.2012.2220349

[16] ZHANG Zhengdong, GANESH A, LIANG Xiao, et al. Tilt: transform invariant low-rank textures [J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 99(1): 1. DOI: 10.1007/s11263-012-0515-x

[17] CHRISTOPOULOS C, SKODRAS A, EBRAHIMI T. The JPEG2000 still image coding system: an overview [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2000, 46(4): 1103. DOI: 10.1109/30.920468

[18] NESTEROV Y. Smooth minimization of non-smooth functions[M]. New York: Springer-Verlag. 2005. DOI: 10.1007/s10107-004-0552-5

[19] XIAO Jianxiang, HAYS J, EHINGER K A, et al. SUN database: large-scale scene recognition from abbey to zoo [C]//Proceedings of the 23rd IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA: IEEE Computer Society, 2010: 13. DOI: 10.1109/CVPR.2010.5539970

[20] GOLUB G H, HEATH M, WAHBA G. Generalized cross-validation as a method for choosing a good ridge parameter[J]. Technometrics, 1979, 21(2):215. DOI:10.1080/00401706.1979.10489751

[21] STEIN C M. Estimation of the mean of a multivariate normal distribution[J]. Annals of Statistics, 1981, 9(6):1135. DOI: 10.1214/aos/1176345632

[22] DURAND S, FROMENT J. Reconstruction of wavelet coefficients using total variation minimization[J]. Siam Journal on Scientific Computing, 2003, 24(5): 1754. DOI: 10.1137/S1064827501397792

[23] DO M N, VETTERLI M. The finite ridgelet transform for image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(1): 16. DOI: 10.1109/TIP.2002.806252

[24] STARCK J L, CANDÈS E J, DONOHO D L. The curvelet transform for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670. DOI: 10.1109/TIP.2002.1014998