

基于全变分的全向图像稀疏重构算法

娄静涛,李永乐,谭树人,王 炜,张茂军

(国防科技大学信息系统与管理学院,湖南长沙 410073)

摘 要: 折反射全向成像由于曲面镜的反射作用,导致全向图像存在严重变形,传统的梯度计算方法在全向图像中不能很好地符合折反射成像的特点.为了从压缩采样数据快速有效地重构全向图像,提出了一种结合全向图像特征的全变分模型——全向全变分,并在基于 TV 范数进行全向图像重构时,采用全向全变分作为目标函数,进行模型的求解.实验结果验证了本文算法的有效性和可行性,其重构结果的主观效果明显优于传统 TV 模型.

关键词: 折反射全向成像; 压缩感知; 图像重构; TV 范数

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)02-0243-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.02.006

Sparse Reconstruction for Omnidirectional Image Based on Total Variation

LOU Jing-tao, LI Yong-le, TAN Shu-ren, WANG Wei, ZHANG Mao-jun

(College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: Because of the distortions produced by the reflection of a mirror, catadioptric omnidirectional images cannot be processed similarly to classical perspective images. In this paper, we propose to define a new model named omnidirectional total variation (Omni-TV), which reflects the omnidirectional image structure features. In order to reconstruct the images from compressive samples, the Omni-TV is used as the subject function during the image reconstruction. The simulation results show that the omnidirectional images could be reconstructed effectively and accurately. Comparing with classical TV minimization model, the images, which are recovered based on Omni-TV model, can provide higher quality both in subjective evaluation and objective evaluation.

Key words: catadioptric omnidirectional imaging; compressed sensing; image reconstruction; TV norm

1 引言

折反射全向成像技术将曲面反射镜和常规成像透镜相结合,凭借能一次性获得 360°全方位视野的独特优势,近年来在全景视频监控^[1]、移动机器人视觉导航^[2]、虚拟空间构建^[3]等领域得到广泛研究和应用.但随着研究的不断深入,折反射全向成像技术固有的空间分辨率低、分辨率分布不均匀的缺陷严重限制了应用的深入.

近年来 Donoho、Candès 和 Tao 等人提出的压缩感知 (Compressed Sensing 或 Compressive Sampling, CS)^[4,5]理论为解决困扰已久的折反射全向成像系统的分辨率问题提供了一条可行的新思路.压缩感知的优点在于充分利用了目标信号的稀疏性或可压缩性,通过低维采样数据的非相关测量实现高维信号的采集,信号的测量数据量远小于传统采样方法获取的数据量,使得高分辨率的信

号采集成为可能.诸多学者已经在合成孔径雷达成像^[6]、核磁共振成像^[7]、遥感成像^[8]等领域对压缩感知展开了应用研究.目前,常用的 CS 重构算法主要分为两类:(1)基于最小 l_1 范数的基追踪 (Basic Pursuit, BP) 算法^[9,10]; (2)基于贪婪搜索的匹配追踪 (Matching Pursuit, MP) 算法^[11].自然图像的重构是一个大规模近似稀疏信号的优化问题,为了获得锐利的边缘,一般采用最小全变分 (total variation minimization, TV)^[7] 算法代替 l_1 范数进行图像的重构.最小全变分算法不仅能够精确重构稀疏图像,对于分段平滑图像也能取得良好的重构效果.

TV 模型首先由 Rudin 等人^[12]提出,由于其能够很好的保护图像边缘,一经提出便在图像去噪和去模糊等领域取得广泛应用.近年来,随着单像素相机的成功研制,CS 理论在成像领域取得成功应用,CS 在图像和视频领域有着广泛的应用前景.为了解决图像的重构问

题,国内外学者将 TV 模型引入到 CS 领域,提出适用于图像重构的最小全变分算法,并展开广泛研究^[13~21]. 虽然这些求解算法都能够有效求解 TV 最小化问题,但是基于透视成像模型的梯度计算方法进行全向图像的梯度计算时,其操作具有不合理性. 在折反射全向成像过程中,由于曲面镜的反射作用,导致全向图像存在严重变形,如果我们将一幅折反射全向图像看作一个圆形碟片,从图像外环到中心分辨率逐渐降低. 因此由于折反射投影,真实世界中两个具有相同欧式距离的点,当它们成像在折反射全向外环或图像中心时,它们之间的像素距离却并不相同^[22]. 也就是说在折反射全向图像上,具有相邻位置关系的两个点在真实世界中却并不具有相同的依赖关系,因此,传统的梯度计算方法并不适合折反射全向图像处理,需要采用新的适应全向成像特点的梯度计算方法. 本文在 CS 框架下讨论折反射全向图像重构问题,通过光路追踪,分析了全向图像中梯度的特点,提出结合全图像特征的全向梯度计算方法,从而得到全向图像的全变分——全向全变分(Omnidirectional Total Variation, Omni-TV),并以 Omni-TV 作为目标函数,进行全向图像的稀疏重构.

2 基于 TV 模型的稀疏重构原理

对于在变换基 Ψ 下稀疏的 N 维原始信号 x (即 $x = \Psi^{-1}\alpha$, Ψ^{-1} 为变换基 Ψ 的逆变换, α 为 x 在变换基 Ψ 下稀疏表示系数),其压缩采样过程可描述为:

$$y = \Phi x \quad (1)$$

式中, y 为 M ($M < N$) 维测量数据, Φ 为 $M \times N$ 维测量矩阵. 由于观测值 y 的维数 M 远小于原始信号 x 的维数 N , 在没有更多约束的情况下满足条件的原始信号 x 是无穷多的. 但是, Φ 满足有限等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP)^[5] 或者矩阵 Φ 和变换基 Ψ 不相关时^[23,24], 根据压缩采样得到的 y , 通过公式(2)能够高概率的重构出原始信号 x .

$$\hat{x} = \arg \min_x \| \Psi x \|_0, \quad \text{s.t.} \quad y = \Phi x \quad (2)$$

由于公式(2)的求解本质上是 NP 难问题, Donoho 提出采用最小 l_1 范数代替最小 l_0 范数进行求解^[25], 即通过转换为公式(3)得到公式(2)的次最优解.

$$\hat{x} = \arg \min_x \| \Psi x \|_1, \quad \text{s.t.} \quad y = \Phi x \quad (3)$$

利用 Lagrange 法则, 公式(3)对应的无约束极值问题表述为:

$$\hat{x} = \arg \min_x \| \Psi x \|_1 + \lambda \| y - \Phi x \|_2^2 \quad (4)$$

自然图像的重构问题是一个大规模稀疏信号的优化问题, 由于图像具有“局部平滑, 边界锐利”的特性, 使得其重构有着自身的特性. 而基于全变分最小化的压缩感知重构算法, 充分考虑了图像的特点, 是一种以

保存图像细节为目标的重构方法.

全变分定义为图像梯度幅值之和:

$$\begin{aligned} \text{TV}(x) &= \sum_{(i,j)} \| \nabla x(i,j) \| = \sum_{(i,j)} \sqrt{G_i^2 + G_j^2} \\ &= \sum_{(i,j)} \sqrt{\left(\frac{\partial x}{\partial i}\right)^2 + \left(\frac{\partial x}{\partial j}\right)^2} \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $x \in R^N$ (或 $x \in R^{m \times n}$, $m \times n = N$) 为原始图像信号, $\nabla x(i,j) = [G_i, G_j]$ 为图像在像素位置 (i,j) 处的梯度, $\| \nabla x(i,j) \|$ 为梯度幅值, 遍历整幅图像所有像素点即可计算全变分. 采用 TV 最小化方法进行图像重构的问题描述为:

$$\hat{x} = \arg \min_x \| \text{TV}(x) \|_1 + \lambda \| y - \Phi x \|_2^2 \quad (6)$$

国内外学者针对 TV 最小化重构问题的有效求解展开了广泛研究^[13~21]. Candès 等人提出 l_1 -magic 算法将最小 TV 问题转化为二次规划问题^[13~15], 采用对数障碍法进行问题的求解, 但由于每次迭代都通过牛顿下降法求得近似解, 极大降低了算法运算速度. Bioucas-Dias 等人在 IST (Iterative Shrinkage/Thresholding) 算法的基础上提出 TwIST 算法^[16,17], 收敛速度比 IST 更具优势, 但是由于算法将去噪与重构结合到一起, 运算效率受去噪算法影响严重. Becker 等人基于 Nesterov 平滑技术提出 NESTA 优化算法^[18], 并用 NESTA 实现最小全变分的一阶梯度求解, 以解决信号或图像的稀疏重构问题, 其运算速度比内点法有了很大提高. 但是该算法要求测量矩阵是正交矩阵. Wotao Yin 等人将 TV 模型与 l_1 范数、 l_2 范数相结合, 提出 RecPF 算法并将其应用于 MRI 图像的稀疏重构^[19,20], 算法的突出优点是运算的内存消耗比较低, 运算速度快, 但是该算法要求 CS 的测量矩阵为部分傅里叶矩阵, 限制了该算法的应用范围. 为了解决压缩感知的重构问题, Li 提出 TVAL3 算法^[21], 将全变分法和增广拉格朗日函数相结合, 根据单像素相机不完全采样得到的数据, 高精度的重构出原始图像. 该算法较以往 TV 算法具有更高的运算效率, 并且对测量矩阵没有特殊要求.

目前 TV 算法都是针对传统透视成像模型进行图像的稀疏重构. 但是, 在折反射全向成像过程中, 由于曲面镜的反射作用, 导致全向图像存在严重变形, 使得基于传统的最小 TV 算法在进行全向图像重构时得到的不是最优解. 为了准确地进行全向图像稀疏重构, 必须考虑由于曲面镜反射造成的畸变对全向图像全变分的影响. 因此本文研究能够结合全向图像成像特点的 TV 重构算法.

3 全向全变分稀疏重构算法

折反射全向成像系统的基本原理是: 成像系统水平方向 360° 范围场景的入射光经曲面镜反射后, 进入置于反射镜下方的透视相机, 生成包含空间全方位场景

信息的全向图像(如图 1 所示)。

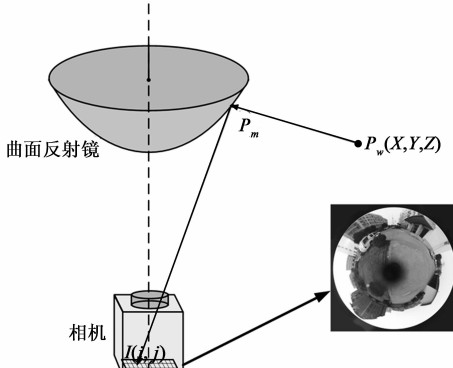


图1 折反射全向成像过程及全向图像

基于 TV 模型进行自然图像的稀疏重构,充分考虑了图像的结构特征,可以提高图像的重构质量.然而,现有的基于 TV 模型的图像重构算法,都是基于透视成像模型进行目标函数的设定与求解.但是基于透视成像模型的梯度计算方法进行全向图像的梯度计算时,其操作具有不理性.在折反射全向成像过程中,由于曲面镜的反射作用,导致全向图像存在严重变形,从图像外环到中心分辨率逐渐降低.因此由于折反射投影,真实世界中两个具有相同欧式距离的点,当它们成像在折反射全向外环或图像中心时,它们之间的像素距离却并不相同.也就是说在折反射全向图像上,具有相邻位置关系的两个点在真实世界中却并不具有相同的依赖关系,因此,需要根据全向成像特点计算全向图像的梯度.

为了解决由反射镜面带来的全向图像畸变对全向图像全变分计算结果的不利影响,针对全向图像的成像特点,本文提出一种基于双向映射的全向图像梯度计算方法,算法基本思想是:将全向图像中的像素点反投影到柱面全景图像中,在柱面全景图像中根据梯度计算方法确定水平和垂直方向的相邻像素点,再将得到的相邻像素点正投影到全向图像中,找到对应像素点的相应位置,然后计算梯度值大小,从而得到全向图像的全变分.

如图 2(a)所示为全向图像到柱面全景图像的逆向投影过程.图中, O_c 和 O_c 分别为双曲面的两个焦点, R_c 为虚拟柱面场景的半径.根据折反射全向成像单视点约束以及光路跟踪方法,全向图像中的像素点 $I(i, j)$ 经镜面上的点 P_m , 反投影到柱面全景图像中的点 $P_c(u, v)$, 其中 (i, j) 、 (u, v) 分别为全向图像和柱面全景图像中像素点的坐标.图 2(b)所示为柱面全景图像到全向图像的正向投影过程,根据逆投影得到的柱面全景图像的像素点 $P_c(u, v)$, 根据透视图像中梯度计算方法,确定其水平和垂直方向的相邻像素 $P_{c1}(u+1, v)$ 、 $P_{c2}(u, v+1)$, 根据光路追踪通过正向投影,分别得到其对应的全向图像中的像素 $I(i+u_1, j+v_1)$ 、 $I(i+$

$u_2, j+v_2)$, 从而计算出 $I(i, j)$ 处的梯度幅值, 整个过程描述如图 3 所示.在全向图像中,选择相邻像素点的像素位置偏移量 u_1, v_1, u_2, v_2 与折反射全向成像系统采用的曲面面型参数、相机的焦距以及像素点在全向图中的位置有关,与图像的结构和场景结构无关,针对本文所采用的成像系统,通过对整幅全向图像进行遍历,重复实验得到 u_1, v_1, u_2, v_2 的取值为 $[-3, 2]$ 之间的整数.

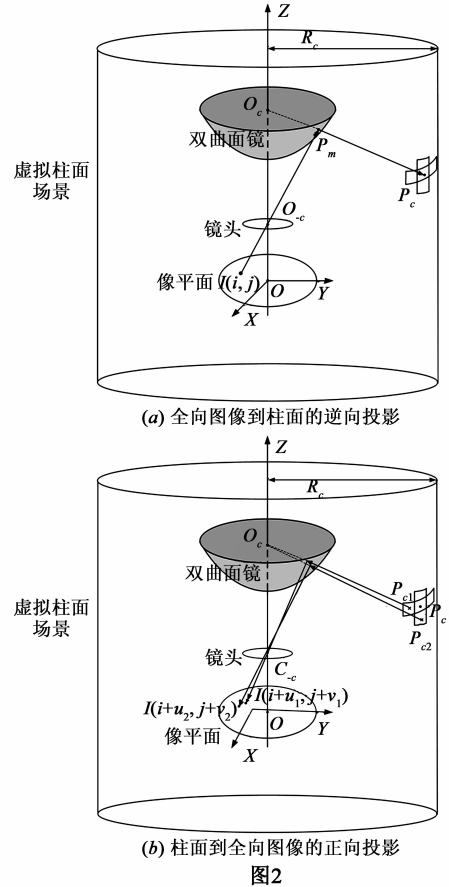


图2

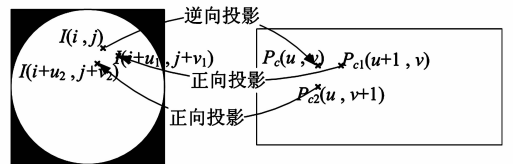


图3 全向梯度计算过程示意图

全向梯度计算流程如下:

算法 1:全向梯度计算

Input:全向图像 I , 成像系统参数

Output:全向梯度 Omni-Gradient

for I 中每个像素 do

- (1) 将全向图中的像素 $I(i, j)$ 通过图 2(a) 所示的逆投影过程, 得到对应的柱面全景像素 P_c ;
- (2) 确定 P_c 水平和垂直方向的相邻像素 P_{c1} 、 P_{c2} ;

(3) 将 P_{c1}, P_{c2} 通过图 2(b) 所示的正投影过程, 分别得到其在全向图像中的像素 $I(i+u_1, j+v_1), I(i+u_2, j+v_2)$;

(4) 通过 $I(i, j), I(i+u_1, j+v_1)$ 和 $I(i+u_2, j+v_2)$ 计算像素 $I(i, j)$ 的梯度幅值。

end for

结合全变分的定义, 根据算法 1 计算得到全向图像 I 的全向全变分(Omni-TV)定义为:

$$\begin{aligned} \text{Omni_TV}(I) &= \sum_{(i,j)} \|\nabla I(i, j)\| \\ &= \sum_{(i,j)} \sqrt{(I(i+u_1, j+v_1) - I(i, j))^2 + (I(i+u_2, j+v_2) - I(i, j))^2} \end{aligned} \quad (7)$$

最后, 将全向全变分模型作为正则化约束条件, 采用稀疏重构算法恢复出原始全向图像。

4 实验结果与分析

为了验证全向梯度计算方法以及基于全向全变分的重构算法的可行性和有效性, 本节通过数值仿真实验对本文所提算法与传统全变分算法进行比较。

在 3ds Max 9 仿真环境中, 设计了基于双曲面的折反射全向成像系统, 如图 4 所示为折反射全向成像仿真过程示意图, 其中双曲面方程表示为

$$\frac{(z-c)^2}{c^2(\frac{k-2}{k})} - \frac{(x^2+y^2)}{c^2(\frac{2}{k})} = 1 \quad (8)$$

其中, 双曲面参数 $c = 402.10\text{mm}$, $k = 2.8748$, 相机焦距 $f = 20.50\text{mm}$, 且相机位于双曲面另一焦点处。在成像系统外设置一个以相机光轴为中心轴的圆柱面, 将一幅清晰的柱面全景图像贴图到圆柱面内壁, 构成虚拟仿真场景空间, 对相机视图进行渲染即可得到一幅相应的全向图像。这里, 采用压缩感知领域和图像处理领域通常使用的 Cameraman 图像、视力表的局部、Lena 图像以及纹理丰富的 Barbara 图像的裤腿部分作为贴图构建仿真场景。

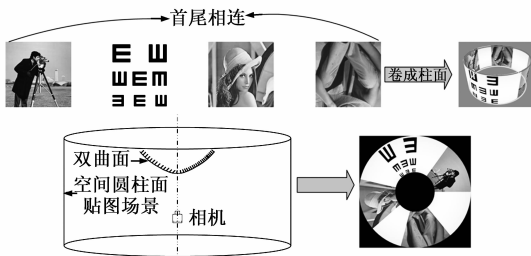


图4 折反射全向成像仿真过程示意图

4.1 全向梯度实验结果

为了验证本文提出的全向全变分的合理性和有效性, 将传统图像梯度模型计算结果与本文提出的全向

梯度计算方法得到的结果进行对比。图 5(a) 和图 5(b) 分别为基于传统梯度计算方法得到的梯度计算结果和局部放大结果, 从图中可以看出, 其内环效果较差, 同时径向梯度有严重锯齿现象; 图 5(c) 和图 5(d) 分别为基于本文提出的全向梯度计算方法得到的梯度计算结果和局部放大结果, 其内环部分边缘更加清晰, 而且在图像的径向方向更加规则和均匀。

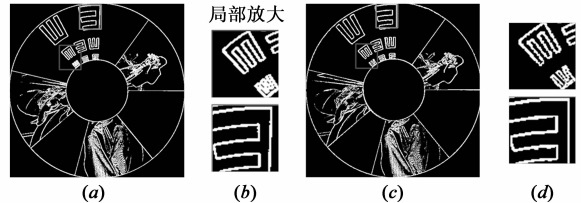


图5 全向图中梯度效果对比; (a) 和 (b) 分别为传统梯度计算结果和局部放大图; (c) 和 (d) 为本文方法梯度计算结果和局部放大图

4.2 全向图像稀疏重构实验结果

在进行全向图像稀疏重构时, 为了验证全向全变分模型的准确性与合理性, 本节将全向全变分用于解决 TV 最小化问题, 并与基于传统 TV 算法的求解结果进行比较。实验平台是 Matlab 7.8.0, Intel i3 - 2100, 3.10GHz CPU, 2GB 内存。

目前, CS 中 TV 最小化问题的实现方法主要包括 l_1 -magic 算法^[13-15]、TwIST 算法^[16]、NESTA 算法^[18]、RecPF 算法^[19,20] 和 TVAL3 算法^[21]。其中 NESTA 算法和 TVAL3 算法对测量矩阵限制低且算法运行效率高, 在 TV 最小化问题中有着广泛应用, 因此本文采用这两种算法来求解基于 Omni-TV 的全向图像压缩感知重构问题。在实验中, 为了减少测量矩阵差异对实验结果带来的影响, 便于进行算法间重构效果比较, 在基于 NESTA 算法进行实验时, 测量矩阵与传统 TV 模型一致, 均采用部分 Fourier 变换矩阵^[18], 即先对图像进行二维 Fourier 变换, 然后抽取部分变换系数作为测量值; 在基于 TVAL3 算法进行实验时, 与原算法相同, 我们采用部分 Hadamard 矩阵^[21]作为测量矩阵。

为了对实验结果进行客观评价, 基于传统的 TVAL3 算法、NESTA 算法对全向图像分别进行重构, 并将这两种算法应用于本文提出的 Omni-TV 模型进行全向图像的稀疏重构, 并通过信噪比 (Signal-Noise Ratio, SNR) 对计算结果进行客观评价; SNR 的定义为 $20 \log_{10} (\|x - \bar{x}\|_2 / \|x - \hat{x}\|_2)$, 其中 x, \hat{x} 分别代表原始图像和重构图像, \bar{x} 表示原始图像 x 的均值。

图 6(b) 和图 6(d) 是在采样率 (sample ratio, SR) 为 35% 时 (即采样数目 M 为图像大小的 35%), 基于传统的全变分模型, 分别采用 NESTA 算法和 TVAL3 算法进行重构得到的结果图像。图 6(c) 和图 6(e) 是在采样率

为 35% 时,基于本文的全向全变分模型,分别采用 NESTA 算法和 TVAL3 算法进行重构得到的结果图像.为了便于观察细节,图 7 和图 8 是从图 6 中依次裁出的局部显示效果,其中图 7 边缘结构比较明显,图 8 具有丰富

纹理;从图 7 可以看出图 7(c)、图 7(e)的边缘分别比图 7(b)、图 7(d)的边缘锐利,并且锯齿现象有明显减少;图 8 结果显示了基于全向全变分的重构算法在处理纹理丰富场景时的有效性.

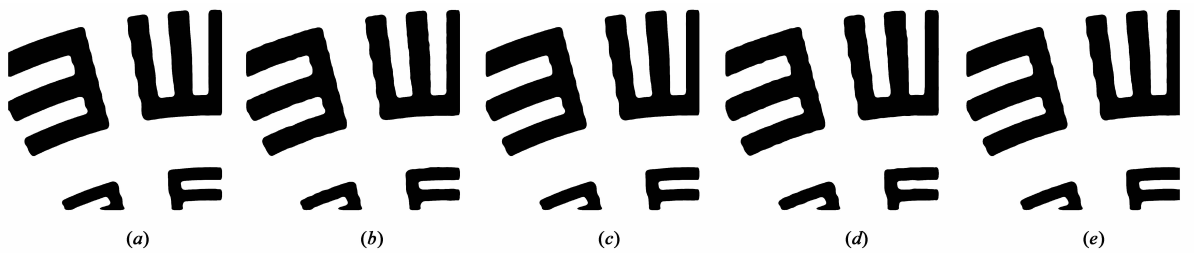
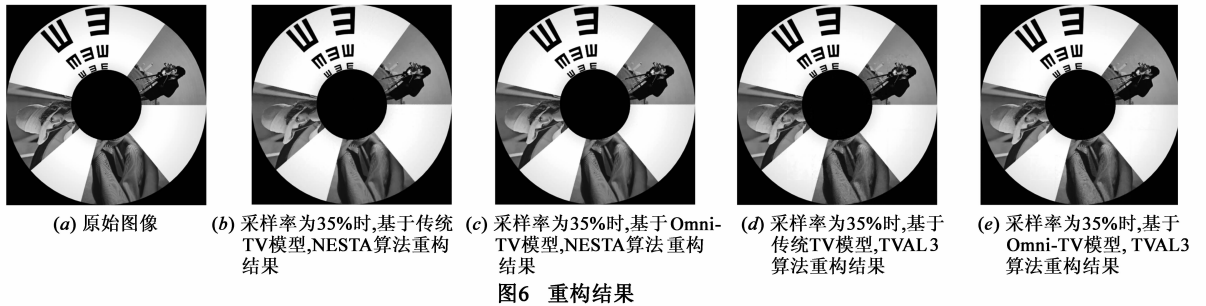


图7 视力表局部放大图(分别与图6依次对应)

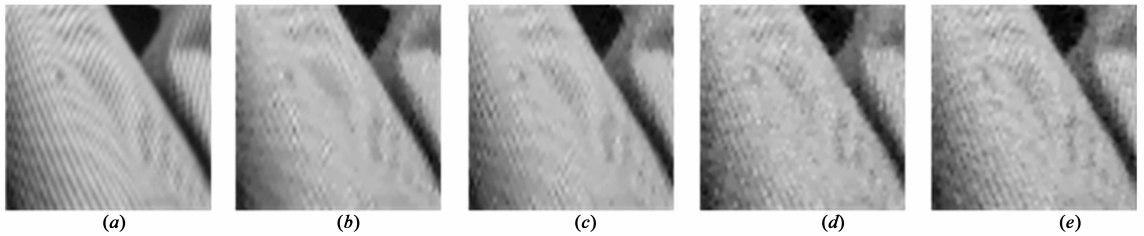


图8 Barbara 裤腿局部放大图(分别与图6依次对应)

为了说明本文所提出的全向全变分模型在进行稀疏重构时的有效性,本文采用信噪比 SNR 对结果进行客观的评价,采样率 SR 分别为 15%、25%、35% 及 45% 时不同算法对应的信噪比如表 1 所示. NESTA、TVAL3 分别表示基于传统全变分模型时,NESTA 算法与 TVAL3 算法运算的结果;OmniTV_NESTA、OmniTV_TVAL3 分别表示基于本文所提的全向全变分模型,NESTA 算法运算的结果与 TVAL3 算法运算的结果.从表 1 可以看出,在相同的测量标准下,基于全向全变分模型的重构结

果,无论是采用 NESTA 算法还是 TVAL3 算法,相比于传统模型的重构结果,SNR 均有明显提高.由于本文算法得到的全向全变分结果只与成像系统参数有关,与场景无关,因此,成像系统确定后,通过预处理可以得到基于该成像系统计算全变分的稀疏矩阵,该矩阵和计算传统全变分的稀疏矩阵维数相同,差别之处在于用于计算梯度的像素点位置不同,因此,本文所提模型不会增加系统的时间消耗,表 1 对比列出了基于传统全变分模型和全向全变分模型在不同采样率情况下的时间消耗.

表 1 不同采样率下重构结果

SR	NESTA		OmniTV_NESTA		TVAL3		OmniTV_TVAL3	
	SNR(dB)	time(s)	SNR(dB)	time(s)	SNR(dB)	time(s)	SNR(dB)	time(s)
15%	25.25	31.31	26.34	32.25	25.19	9.85	26.11	10.02
25%	26.43	21.70	27.55	21.76	26.73	9.73	27.60	9.81
35%	28.21	18.73	30.39	18.65	28.45	9.68	30.43	9.69
45%	30.13	17.26	32.41	17.03	31.02	9.57	32.95	9.55

5 结论

本文提出了一种压缩感知框架下的折反射全向图像重构算法,针对全向图像的成像特点,考虑成像畸变带来的影响,对传统的全变分模型进行了改进,提出结合全向图像特征的全向全变分模型,并基于所提模型,进行全向图像的稀疏重构.实验表明,基于全向全变分模型重构得到的全向图像边缘更加锐利,同时在 SNR 指标上有较大提高.综上所述,本文所提模型在全向图像压缩传感重构中有很好的效果.

参考文献

- [1] Boulton T E, Gao X, Micheals R, et al. Omni-directional visual surveillance[J]. *Image and Vision Computing*, 2004, 22(7): 515 – 534.
- [2] 杨鹏,高晶,刘作军,等.基于全景与前向视觉的足球机器人定位方法研究[J]. *控制与决策*, 2008, 23(1): 75 – 78.
Yang Peng, Gao Jin, Liu Zuo-jun, et al. Localization for robot soccer based on omni-vision and front-vision[J]. *Control and Decision*, 2008, 23(1): 75 – 78. (in Chinese)
- [3] Ikeuchi K, Sakauchi M, Kawasaki H, et al. Constructing virtual cities by using panoramic images[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 58(3): 237 – 247.
- [4] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [5] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489 – 509.
- [6] Baraniuk R, Steeghs P. Compressive radar imaging[A]. *Proceedings of IEEE 2007 Radar Conference*[C]. Waltham, Massachusetts, 2007. 128 – 133.
- [7] Lustig M, Donoho D L, Santos J M, et al. Compressed sensing MRI[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 72 – 82.
- [8] Ma J. Single-pixel remote sensing[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(2): 199 – 203.
- [9] 石光明,刘丹华,高大化,等.压缩感知理论及其研究进展[J]. *电子学报*, 2009, 37(5): 1070 – 1081.
Shi Guang-ming, Liu Dan-hua, Gao Da-hua, et al. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(5): 1070 – 1081. (in Chinese)
- [10] Romberg J. Imaging via compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 14 – 20.
- [11] Tropp J A. Greed is good: Algorithmic results for sparse approximation[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2004, 50(10): 2231 – 2242.
- [12] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1): 259 – 268.
- [13] Candès E J, Tao T. Decoding by linear programming[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12): 4203 – 4215.
- [14] Candès E J, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12): 5406 – 5425.
- [15] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489 – 509.
- [16] Bioucas-Dias J, Figueiredo M. A new TwIST: Two-step iterative thresholding algorithm for image restoration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(12): 2992 – 3004.
- [17] Bioucas-Dias J, Figueiredo M. Two-step algorithms for linear inverse problems with non – quadratic regularization[A]. *IEEE International Conference on Image Processing*[C]. San Antonio, TX, USA, 2007.
- [18] Becker S, Bobin J, Candès E J. NESTA: A fast and accurate first-order method for sparse recovery[J]. *Siam Journal on Imaging Sciences*, 2011, 4(1): 1 – 39.
- [19] Ma S, Yin W, Zhang Y, et al. An efficient algorithm for compressed MR imaging using total variation and wavelets[A]. *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. Anchorage, Alaska, USA, 2008. 1 – 8.
- [20] Yang J, Zhang Y, Yin W. A fast alternating direction method for TVL1-L2 signal reconstruction from partial fourier data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 288 – 297.
- [21] Li C B. An efficient algorithm for total variation regularization with applications to the single pixel camera and compressive sensing[D]. Master thesis, Rice University, USA, 2009.
- [22] 谭树人,林高鹏,张茂军.基于位置分辨率的折反射全向图像邻域定义[J]. *电子学报*, 2011, 39(1): 201 – 206.
Tan Shu-ren, Lin Gao-peng, Zhang Mao-jun. Neighborhood definition for catadioptric omnidirectional image based on resolution of position[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(1): 201 – 206. (in Chinese)
- [23] 焦李成,杨淑媛,刘芳,等.压缩感知回顾与展望[J]. *电子学报*, 2011, 39(7): 1651 – 1662.
Jiao Li-cheng, Yang Shu-yuan, Liu Fang, et al. Development and prospect of compressive sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(7): 1651 – 1662. (in Chinese)
- [24] Baraniuk R. A lecture on compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118 – 121.
- [25] Donoho D L. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal L1 norm solution is also the sparse

est solution[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(6): 797 – 829.

作者简介



娄静涛 男, 1984 年生于河北保定. 博士研究生, 研究方向为多媒体信息系统与虚拟现实技术.

E-mail: loujt_1984@126.com



李永乐 男, 1984 年生于江苏泰州. 博士研究生. 研究方向为多媒体信息系统与虚拟现实技术.



张茂军 男, 1971 年生于湖北黄冈. 国防科技大学信息系统与管理学院教授, 博士生导师. 中国图像图形学会虚拟现实专业委员会委员、中国人工智能学会人工情感及人工心理专业委员会委员、IEEE 会员, ACM 会员, 2006 年入选教育部“新世纪优秀人才支持计划”. 主要研究方向为虚拟现实、计算机视觉等.