

多值压缩编码孔径超分辨率成像方法

邵晓鹏*, 钟 成, 杜 娟, 饶存存

(西安电子科技大学 技术物理学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 针对近期提出的基于压缩感知 (CS, compressed sensing) 理论的压缩编码成像方法在重建后引入较多类似于噪声的伪影 (artifacts) 问题, 为了使压缩编码成像方法获得更好成像质量的图像, 本文提出一种改进的压缩编码成像方法。本文方法将多值模板 (MVM) 代替二值模板来增强编码质量, 并利用自适应全变分 (TV, total variation) 去噪方法去除重建后的高分辨率图像的伪影。实验结果表明, 这种方法很好地改进了压缩编码孔径 (CCA) 的成像质量, 并且大幅提高了图像的信噪比 (SNR)。

关键词: 成像系统; 超分辨率; 压缩编码孔径 (CCA); 多值模板; 全变分 (TV) 去噪; 压缩感知 (CS)

中图分类号: O438.2 文献标识码: A 文章编号: 1005-0086(2012)06-1189-07

Super-resolution imaging method using multi-value compressed coded aperture

SHAO Xiao-peng*, ZHONG Cheng, DU Juan, RAO Cun-cun

(School of Technical Physics, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A new compressed coded aperture (CCA) imaging method based on compressed sensing (CS) theory is developed to acquire high resolution image from a low resolution focus plane array (FPA) device using super resolution (SR) reconstruction algorithms. To obtain the better quality images, an improved compressed coded aperture is employed in imaging equipment. In this method, we utilize a multi-value mask (MVM) instead of the conventional binary mask in imaging system to enhance the coding quality. Then the adaptive total variation (TV) denoising algorithm is further applied to eliminate the artifacts caused by reconstruction algorithm in high-resolution image. The simulation results indicate that this algorithm can improve the imaging quality, significantly increasing the signal-to-noise-ratio (SNR) as well.

Key words: imaging system; super resolution; compressed coded aperture (CCA); multi-value mask (MVM); total variation (TV) denoising; compressed sensing (CS)

1 引言

在一些光学成像的应用中, 如红外成像和监控拍摄等时, 考虑到系统的成本、体积等因素, 希望用较小焦平面阵列进行成像的同时又希望得到高分辨率的图像。在另外一些应用中, 如遥感, 尽管已经使用高分辨率的焦平面阵列, 但探测器的分辨率仍不能满足实际需求。事实上, 人类对于分辨率的追求是无止境的。因此, 超分辨率成像技术就显得尤为重要。

图像的分辨率是由光学成像系统的空间采样频率决定的。奈奎斯特采样定理证明, 当采样率不小于信号最高频率的 2 倍时, 采样后的数字信号不失真。对于图像采样而言, 奈奎斯特采样定理可被描述为: 空间采样间隔尺寸应不大于图像中感兴趣最小细节尺寸的一半。事实上, 采样间隔是由感光元器件如 CCD/COMS 感光单元的密度确定的。显然, 感光单元的密度越大, 采集得到的高频信息就越多。然而, 压缩感知理论 (CS)^[1~3]

* E-mail: xpshao@xidian.edu.cn

收稿日期: 2011-10-25 修订日期: 2012-03-01

基金项目: 国防预研基金 (9140A0106110DZ0125) 和中央高校基本科研业务费专项基金 (XD2009) 资助项目

认为,奈奎斯特采样定理只是采样不失真的充分条件,而非必要条件。CS理论指出,只要感兴趣的信号是稀疏的或可压缩的,那么就可以通过远低于奈奎斯特标准的频率进行数据采样,并仍能够精确地复原出原始信号。这使得采样少量数据而恢复出高频信息成为可能。

在极限情况下,即使感光探测器仅有单个像素,也可以对物体成像。Marco等人^[4]根据CS理论设计了这种单像素照相机^[4],由于微镜阵列上每个单元的方向都可以被快速改变,因此可以在很短的时间内测量一系列伪随机投影值而原始图像可通过CS重建算法进行重构。该结构将CS原理成功地应用到成像系统中,优点是任意二值投影矩阵都能被轻易地用在该系统上,缺点是限制了动态变化图像的时间分辨率,并且要求快速连续采集多幅图像,故其实时性差,不利于视频成像。

Roummel等人^[5,6]提出一种基于CS理论的编码孔径成像结构,能够快速成像且不需要结构复杂、体积较大的成像装置,使其在实际压缩成像应用方面非常适用,同时成像框架易扩展到视频成像系统中,解决了单像素相机的实时性问题;但是在重建后引入了比较多类似于噪声的伪影(artifacts)^[6]。如何消除这种伪影从而达到更好的重建效果,是一个值得关心的问题。本文从两个角度出发,较好地解决了这一问题。一方面,在成像过程中,使用多值模板(MVM)代替二值模板,以获得更好的编码效果;另一方面,通过对重建后伪影特点的分析,可以用适当的去噪方法将伪影去除而大幅提高信噪比(SNR),且所得的超分辨率图像在视觉质量上有明显的提升。

2 压缩感知理论

CS^[1~3]理论是一种全新的采样理论。CS理论指出:只要信号是可压缩的或在某个域上是稀疏的,那么就可以用一个与变换基不相关的测量矩阵将变换所得高维信号投影到一个低维空间上,使实际采样率远低于奈奎斯特采样率,然后通过求解一个优化问题从这些少量的投影中以高概率重构出原信号,同时可证明这样的投影包含了重构信号所需的足够信息。

CS能在成像方面应用是因为多数自然图像都是可压缩的。令矩阵 F 表示一幅图像。则 $f = \text{vec}(F)$ 为 F 的拉直向量。图像压缩算法(如 JPEG2000)总能找到一个字典 Φ (傅里叶或小波基),使得 $f = \Phi\theta$, 其中 θ 为 f 在 Φ 基下的系数向量,且该向量稀疏。这样,压缩算法就只需要记录每个稀疏项的值以及其在向量中的位置,当要恢复时利用 $f = \Phi\theta$ 即可。

整个压缩采样的过程包括编码、感知和解码3个步骤。

在编码时,长度为 n 的向量 f 通过一个线性变换算子 R 被编码成一个长度为 m 的向量 $y = Rf$, 其中 $m < n$ 。

显然, y 中包含的信息要比 f 中少得多。这里, y 即是观测得到的信号,它可以看作是 f 的压缩版本。由于 $f = \Phi\theta$, 故 $y = R\Phi\theta = A\theta$ 。因此, y 也可以看作是 θ 的压缩。在压缩编码孔径中, R 与孔径有关。 R 应当尽量被设计成与 f 不相关。

感知过程即通过 CCD/CMOS 获得观测值 y , 并传输至计算机中。

解码即利用重建算法,从观测值 y 中恢复信号 θ , 从而进一步得到原信号 f 。由于 θ 是一个稀疏向量,故求解 θ , 即求解不定方程 $y = A\theta$ 的最稀疏解,即一个 l_0 优化问题 $\min_{\theta} \{ \|\theta\|_0 : A\theta = y \}$ 。然而, 这个问题是一个 NP-hard 问题^[7], 很难解决。因而, 近似地, 用 l_1 优化来代替^[8~10], 即

$$\min_{\theta} \{ \|\theta\|_1 : A\theta = y \} \tag{1}$$

理想情况下, 当然希望 m 的值越小越好; 或者说, 希望 m 的值能够接近 $k = \|\theta\|_0$ 。然而, 由于不知道 θ 中的非零值的具体位置, 故若要很好地恢复信号, m 的取值应满足 $m = O(k \log(n/k))$ ^[11]。这样, m 会比 k 大一些, 但仍然比 n 小很多。当 θ 被复原后, 通过 $f = \Phi\theta$ 就可以得出原信号。

如果观测值 y 中包含噪声, 那么式(2)中 $A\theta = y$ 的条件就必须被放宽, 成为

$$\min_{\theta} \{ \|\theta\|_1 : \|y - A\theta\|_2^2 \leq \sigma^2 \} \tag{2}$$

或其拉格朗日形式

$$\min_{\theta} \frac{1}{2} \|y - A\theta\|_2^2 + \tau \|\theta\|_1 \tag{3}$$

其中, τ 为权重系数。式(2)和式(3)是等价的^[12]。

CS的这种变换编码的方式在数据采集系统, 如成像系统中发挥了极其重要的作用。传统方法在成像时首先高速采样大量数据, 再对这些数据进行压缩, 浪费了大部分的采样资源; 而利用CS理论, 采样与压缩可以同时进行, 即可在不丢失逼近原信号所需信息的基础上, 用最少的观测次数来采样信号, 实现信号的降维处理。这允许我们用低采样率对信号进行较少采样得到信号的压缩表示, 从而在节约采样和传输成本的情况下, 达到了在采样的同时进行压缩的目的。

3 压缩编码孔径成像系统实现

3.1 模型建立

编码孔径的想法, 最初是受到小孔成像的启发而形成的。小孔成像的数学模型可以建立为

$$Y = F * H \tag{4}$$

且

$$H = P \tag{5}$$

其中: F 为场景; H 为光学系统的点扩散函数(PSF, point spread function); P 即表示模板。

为了在不牺牲分辨率的情况下增加光学系统的通

光量,提出编码孔径的方法。根据编码板上小孔排列的分布规则不同,目前孔径编码模式主要有随机阵列、非冗余阵列(NRA)、均匀冗余阵列(URA)以及修正的均匀冗余阵列(MURA)等^[13]。编码孔径成像是一个两步成像的过程:第 1 步是编码过程,根据光沿直线传播的原理,光线透过编码板每个小孔后在探测器上都形成投影图像,这些投影图像叠加在一起,在二维平面上形成退化的二维分布信号,即编码图像;第 2 步是解码过程,对探测器采集到的图像数据进行滤波和重建,复原出原始目标图像。其基本过程如图 1 所示。

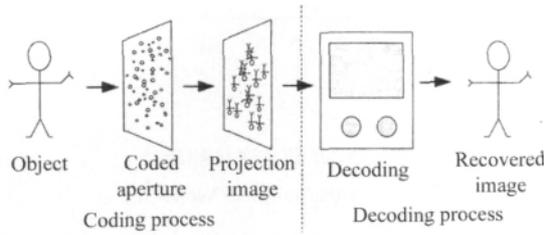


图 1 编码孔径成像过程

Fig. 1 Imaging process of coded aperture

Roummel 等人^[5,6]在 CS 的基础上提出的压缩编码孔径(CCA, compressive coded apertures)成像机制表明,当图像可压缩时,可用较少的观测值重构出高分辨率静态图像。CCA 的观测矩阵成像模型可表示为

$$Y = D(F^{\text{true}} * H^{\text{CCA}}) + E \quad (6)$$

或其向量形式

$$y = Rf^{\text{true}} + e = DA^{\text{CCA}}f^{\text{true}} + e \quad (7)$$

其中: F^{true} 表示在探测器上成的理想像; H^{CCA} 表示压缩编码成像系统的 PSF; E 表示噪声量; Y 表示最后得到的图像; $D(\cdot)$ 为降采样算子; f^{true} 、 e 和 y 分别为矩阵 F^{true} 、 E 和 Y 的向量形式;压缩矩阵 A^{CCA} 为 H^{CCA} 的卷积形式; D 为降采样矩阵。

虽然 CCA 是从小孔成像发展而来,但也可以在透镜成像系统中使用。然而在透镜成像系统中,其 H^{CCA} 会相应改变。根据傅里叶光学^[14],在相干光成像系统中,有

$$H^{\text{CCA}} = J(P) \quad (8)$$

而在非相干光系统中,有

$$H^{\text{CCA}} = |J(P)|^2 \quad (9)$$

其中, $J(\cdot)$ 表示二维傅里叶算子。在这里,模板 P 可表示二值模板,即仅由“0”和“1”组成的矩阵,“0”和“1”分别代表黑色和白色的小单元,白色表示光线能够穿过,黑色则相反。另外, P 模板也可表示 MVM,可由多层薄膜叠加制成,其透过率在 $[0, 1]$ 区

间内可调。由 CS 可知,使用 MVM 时,其图像重建结果好于二值模板的结果。

3.2 编码孔径设计

若图像 f^{true} 可被小波稀疏分解,即 $f^{\text{true}} = W\theta$, 则式(7)可改写为

$$y = RW\theta + e = DA^{\text{CCA}}W\theta + e \quad (10)$$

为符合 CS 理论, RW 必须满足 RIP(restricted isometry property)性质。最近,Bajwa 等人^[15]证明了当 A^{CCA} 为块循环矩阵且第 1 行符合某种随机分布(如高斯分布)时, $DA^{\text{CCA}}W$ 能很好地满足 RIP 性质。块循环矩阵是指,对于 $A \in R^{n^2 \times n^2}$ 的矩阵,可写为

$$A^{\text{CCA}} = \begin{pmatrix} A_n & A_{n-1} & \cdots & A_1 \\ A_1 & A_n & \cdots & A_2 \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ A_{n-1} & A_{n-1} & \cdots & A_n \end{pmatrix} \quad (11)$$

其中, $A_j \in R^{n \times n}$ 为循环矩阵。即 A_j 可以写为

$$A_j = \begin{pmatrix} a_n & a_{n-1} & \cdots & a_1 \\ a_1 & a_n & \cdots & a_2 \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ a_{n-1} & a_{n-2} & \cdots & a_n \end{pmatrix} \quad (12)$$

由于 A^{CCA} 与式(6)中的 H^{CCA} 相对应,通过一定的转换关系即可得到 $H^{\text{CCA}[5]}$ 。而根据式(5)、式(8)和式(9),即可得到相应模板的矩阵形式。

需要说明的是,由于设计矩阵 A^{CCA} 时未考虑模板的具体形式,故在以数学形式得到模板矩阵 P^{CCA} 后,必须对其修正以获得符合要求的矩阵。在实验中,我们对二值的模板和 $[0, 1]$ 内可调的模板进行了模拟,其形式如图 2 所示。

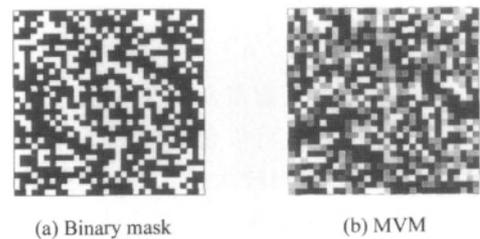


图 2 压缩编码模板

Fig. 2 Compressive coded pattern

4 图像复原算法研究

CCA 成像的稀疏重建问题^[16]可以表示为一个 $l_2 - l_1$ 最小化问题,即求解优化式

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \frac{1}{2} \|y - RW\theta\|_2^2 + \tau \|\theta\|_1 \quad (13)$$

$$f = W\hat{\theta}$$

这是一个凸优化问题,可以通过内点法^[17]、同伦

算法^[18]、梯度投影法^[19]、匹配追踪法^[20]和迭代阈值法^[21]等方法求解。比较而言:内点法速度较慢但非常精确;同伦算法对小尺度问题比较适用,梯度投影法则具有较快的运算速度,匹配追踪法对于维数较低的小尺度信号重构问题运算速度较快,且对于存在噪声的大尺度重构问题,重构结果不够精确、鲁棒性较差;迭代阈值算法只能保证局部收敛到最优解,并且这些解有可能是非稀疏的。

一般来说,优化算法搜索路径算法的选择是影响优化算法整体效率的关键因素。本文重建采用的算法为梯度投影稀疏重建(GPSR, gradient projection for sparse reconstruction)^[19,22]算法。这种方法的搜索路径算法为准牛顿方法,它在继承了牛顿法高效这一优点的基础上,保证了搜索方向一定为梯度下降的方向。梯度投影算法的一个极为重要的后继处理为去偏。去偏是在主优化算法确定了 θ 的稀疏模式后,微调 θ 非零项的值而进一步最小化优化式中的 l_2 项,这一步骤能够再一次地提高结果的准确性。我们选取哈尔小波基作为稀疏基。

重建后的结果表明,图像的高频信息的确得到了很好的保留,但是在本应平滑的低频部分却引入了高频量,这很大程度上是由于信号在小波基下系数的稀疏度不够引起的。

考虑到这种在重建中引入的、类似噪声的高频量在空域上的波动很小,故采用全变分(TV)去噪算法^[23~26]对重建后的图像进行后期处理。TV半范数定义为

$$\| \mathbf{X} \|_{TV} = \sum_{i=1}^{\sqrt{m}-1} \sum_{j=1}^{\sqrt{m}} | x_{i,j} - x_{i+1,j} | + \sum_{i=1}^{\sqrt{m}} \sum_{j=1}^{\sqrt{m}-1} | x_{i,j} - x_{i,j+1} | \quad (14)$$

TV半范数是一个衡量所有垂直和水平一阶差分的量。TV去噪方法可以使强度波动比较小的噪声滤除而保留强度变化较大的边缘信息;缺点在于如果图像中有一些强度变化不是很大的纹理信息,去噪时信息会受到破坏。因此,使用一种自适应的TV去噪算法^[24~26]使纹理信息得以保留。

TV去噪算法通过迭代使得图像质量逐步改善,其终止条件为

$$\frac{\sum_{y=1}^n \sum_{x=1}^m | J_k(x,y) - J_{k-1}(x,y) |}{m \cdot n} < \zeta \quad (15)$$

其中: J_k 表示此次迭代所得图像; J_{k-1} 表示上次迭代所得图像。多幅图像测试表明,如图3所示。SNR并不随 ζ 的减小而单调递增,而是产生一个峰值,先

上升后下降。

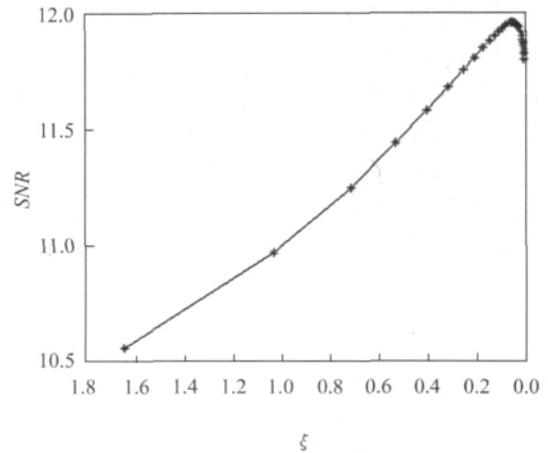


图3 SNR随 ζ 变化的趋势
Fig.3 Variation of SNR with ζ

可以看出,大部分的迭代在SNR达到峰值之后。因此,如果 ζ 的值很小,则算法的收敛速度很慢,那么将花费大量甚至无法忍受的时间来完成重建,且很有可能迭代结束时偏离SNR的峰值。本文算法采用自适应方法自动寻找SNR峰值,不但保证了图像质量的最优,且大大节约了重建时间。

5 算法仿真及结果分析

为说明本文光学压缩编码成像的重建质量,对分辨率为 256×256 的实验图像进行模拟重建。为便于对比分析,先利用像元数为 128×128 的感光器件对原图直接降采样,再通过像素内插法将其放大为 256×256 的图像作为本文的对比图像。如果没有特殊说明,GPSR的主程序做1000次迭代,去偏做100次迭代。使用Ronmmel等人^[5,6]的重建方法,获得二值模板重建结果如图4所示。

通过对比分析可以看到,图4中,三脚架边缘以及人脸特征的分辨率都得以提升;但天空中引入了明显的伪影。

5.1 二值模板与多MVM效果比较

MVM卷积要比二值模板卷积的重建质量更好。当迭代次数比较少时,取主程序200次迭代,去偏100次迭代,二值模板与MVM的结果如图5所示。其中,(b)的伪影明显,其SNR值为10.154;而(c)伪影大大降低,其SNR值为14.167。由此可见,当迭代次数相同时,MVM的卷积要好于二值模板的卷积。保持去偏次数不变,用更多的主程序迭代次数尝试,结果如图6所示。

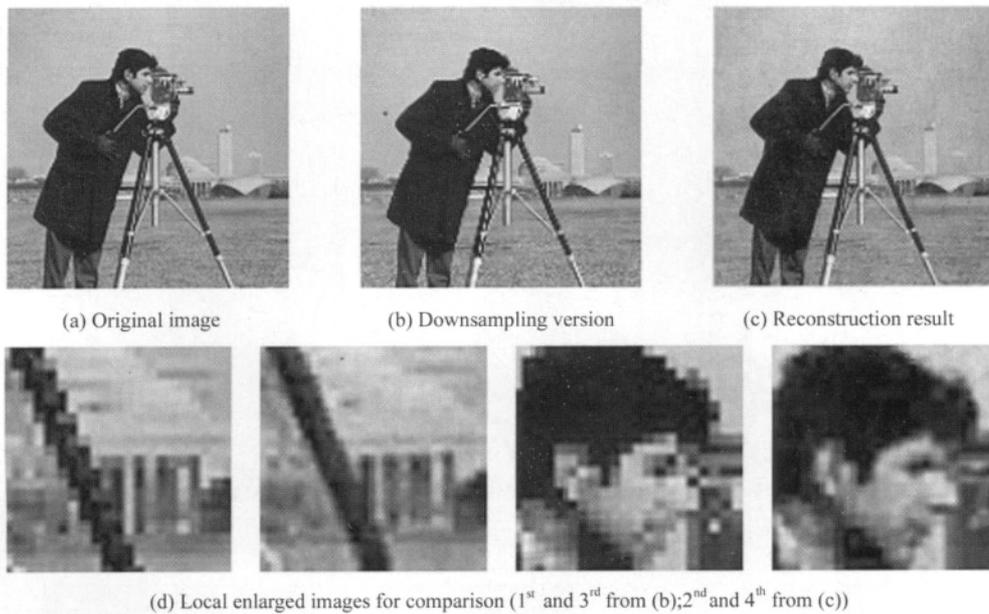


图 4 二值模板重建结果

Fig. 4 Reconstruction result using binary mask

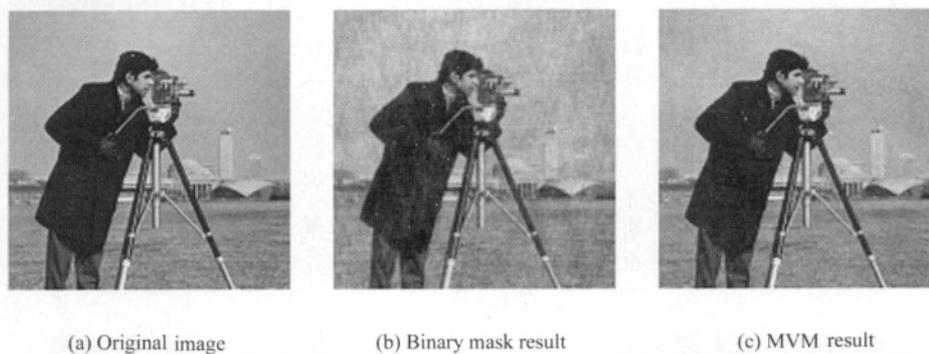


图 5 二值模板与 MVM 的重建结果比较

Fig. 5 Comparison of the reconstruction results between binary mask and MVM

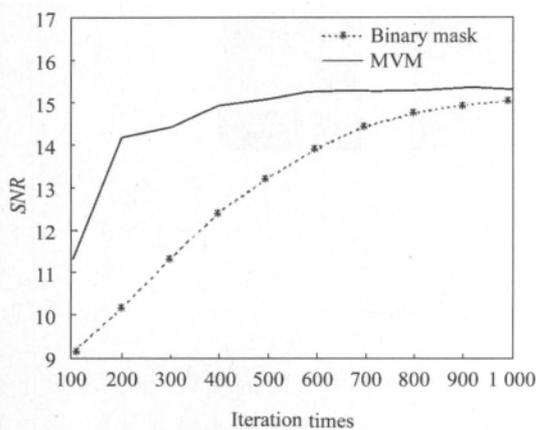


图 6 SNR 随迭代次数的变化

Fig. 6 Variation of the SNR with iterations times

由图 6 可见,应用多值模板和 MVM 重建结果的信噪比 SNR 最终都趋向平稳;使用 MVM 时,优化时的收敛速度明显快于二值模板的收敛速度,且其 SNR 值总是优于使用二值模板重建时的 SNR 值。

5.2 自适应 TV 去噪对重建质量的影响

由于 GPSR 重建后的图像中引入了伪影,且这种伪影的特点十分类似于加性噪声。因此,采用自适应 TV 模型去噪,以保证噪声被滤除的同时纹理不受损失。

图 7 所示是用 MVM 板仿真得到的结果。其中,(b)的 SNR 为 15.33,(c)的 SNR 为 19.38,(e)的 SNR 为 12.77,(f)的 SNR 为 15.38。不论从视觉感观,还是从客观数据上,都显示出 TV 降噪对图

像质量的有效提升。

5.3 真实场景测试

如图 8 所示,选择一幅从交通监视图像,观察车牌部分。其中(b-1)为原图局部,(b-2)为降采样效果,可以看到,降采样带来了图像污损,车牌信息

已经无法有效识别;(b-3)为本文方法重建后的效果,与降采样对比,大幅提高了信息辨认能力,将我们关心的信息从图像中提取出来;(b-4)是加入 TV 去噪方法后的效果,图像的噪点消失,图像质量进一步提高。



图 7 TV 降噪对重建结果的改善

Fig. 7 Improvement of reconstruction result by using TV denoising algorithm

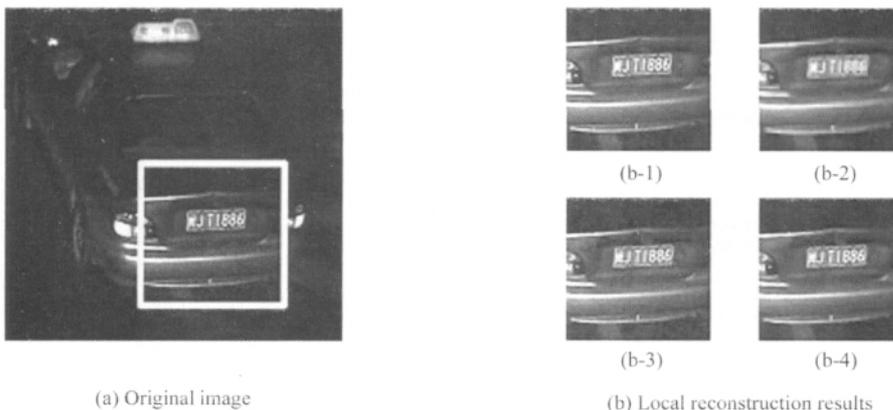


图 8 交通监视图片仿真

Fig. 8 Simulation images of traffic surveillance system

6 结 论

用 MVM 代替二值模板,以及在重建的过程中加入去噪算法,会大幅度地提高重建算法的所得图

像的质量。重建结果中引入的噪声,很大程度上是由于信号被稀疏表示的稀疏度不够导致的,因此利用将信号的稀疏度降低的方法,例如用冗余字典代替小波基,也可能会得到比较理想的效果。

参考文献:

- [1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, **52**(4):1289-1306.
- [2] Candés E, 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.
- [3] Candés E. Compressive sampling[A]. Pro. of International Congress of Mathematicians[C]. 2006, 1433-1452.
- [4] Marco F Duarte, Mark A Davenport, Dharmal Takhar, et al. Single pixel imaging via compressive sampling[J]. IEEE Sig. Proc. Mag, 2008, **25**(2):83-91.
- [5] Marcia R, Willett R. Compressive coded aperture super-resolution image reconstruction[A]. Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C]. 2008, 833-836.
- [6] Marcia R, Harmany Z, Willett R. Compressive coded apertures for high-resolution imaging[A]. Proc. SPIE[C]. Belgium, 2010, 772304-772304-11.
- [7] Natarajan B K. Sparse approximate solutions to linear systems[J]. SIAM Journal on Computing, 1995, **24**(2):227-234.
- [8] Donoho D, Elad M. Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via l_1 minimization [A]. Proc. of the National Academy of Sciences[C]. 2003, 2197-2202.
- [9] Donoho D, Huo X. Uncertainty principles and ideal atomic decomposition[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2001, **47**(7):2845-2862.
- [10] Fuchs J. On sparse representations in arbitrary redundant bases [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, **50**(6):1341-1344.
- [11] Candés E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, **52**(1):5406-5425.
- [12] Nocedal J, Wright S. Numerical optimization[M]. 2nd Edition. New York: Springer, 2006.
- [13] Gottesman S R, Fenimore E E. New family of binary arrays for coded aperture imaging [J]. Applied Optics, 1989, **28**(20):4344-4352.
- [14] Joseph W Goodman. Introduction to Fourier optics[M]. 2nd Edition. New York: The McGraw-Hill Companies, Inc, 2005.
- [15] Bajwa W, Haupt J, Raz G, et al. Toeplitz-structured compressed sensing matrices[A]. Pro. of IEEE SP 14th Workshop on Statistical Signal[C]. 2007, 294-298.
- [16] LIU Zhe, YANG Yang. Novel sparse signal reconstruction algorithm based on compressed sensing theory[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2011, **22**(2):292-296. 刘哲, 杨扬. 一种新的基于压缩感知理论的稀疏信号重构算法[J]. 光电子 • 激光, 2011, **22**(2):292-296.
- [17] Kim S, Koh K, Lustig M, et al. An interior-point method for large-scale l_1 regularized least squares[A]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing[C]. 2007, 606-617.
- [18] Donoho D L, Tsai Y. Fast solution of l_1 -norm minimization problems when the solution may be sparse[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, **54**(11):4789-4812.
- [19] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, **1**(4):586-598.
- [20] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on signal Processing, 1993, **41**(12):3397-3415.
- [21] Kingsbury N G. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals[J]. Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis, 2001, **10**(3):234-253.
- [22] Harmany Z, Thompson D, Willett R, et al. Gradient projection for linearly constrained convex optimization in sparse signal recovery[A]. IEEE International Conference on Image Processing[C]. 2010, 3361-3364.
- [23] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D, 1992, **60**(1-4):259-268.
- [24] Guy Gilboa, Nir Sochen, Yehoshua Y Zeevi. Texture preserving variational denoising using an adaptive fidelity term[A]. Proc. of the VLSM 2003[C]. 2003, 137-144.
- [25] Willett R, Harmany Z, Marcia R. Poisson image reconstruction with total variation regularization[A]. IEEE International Conference on Image Processing[C]. 2010, 4177-4180.
- [26] HE Kai, ZHANG Tao, LIANG Ran. Improved image inpainting algorithm based on total variation model[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2010, **21**(12):1890-1893. 何凯, 张涛, 梁然. 一种基于全变分模型的图像修复改进算法[J]. 光电子 • 激光, 2010, **21**(12):1890-1893.

作者简介:

邵晓鹏 (1973—), 男, 山东威海人, 博士, 教授, 主要从事光电成像的研究。