

基于行扫描测量的运动目标压缩成像

王盼盼 姚旭日 刘雪峰 俞文凯 邱棚 翟光杰

Moving target compressive imaging based on improved row scanning measurement matrix

Wang Pan-Pan Yao Xu-Ri Liu Xue-Feng Yu Wen-Kai Qiu Peng Zhai Guang-Jie

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 66, 014201 (2017) DOI: 10.7498/aps.66.014201

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.014201>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2017/V66/I1>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

被动遥测矿井 CO 气体温度及浓度的正演研究

[Study on the forward of mashgas CO temperature and concentration by the remote passive measurement](#)

物理学报.2016, 65(18): 184201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.184201>

高灵敏、高对比度无标记三维光学微血管造影系统与脑科学应用研究

[System of label-free three-dimensional optical coherence tomography angiography with high sensitivity and motion contrast and its applications in brain science](#)

物理学报.2016, 65(15): 154201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.154201>

基于渥拉斯顿棱镜的单路实时偏振成像系统设计

[A design of real-time unipath polarization imaging system based on Wollaston prism](#)

物理学报.2016, 65(13): 134201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.134201>

傅里叶望远镜发射阵列的冗余度及“冗余度-斯特列尔比-目标信息”特性分析

[Analysis of the redundancy of Fourier telescope transmitter array and its redundancy-strehl ratio-target texture distribution characteristic](#)

物理学报.2016, 65(11): 114201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.114201>

基于拉锥结构的全光纤型内窥 OCT 探针研究

[Tapered structure based all-fiber probe for endoscopic optical coherence tomography](#)

物理学报.2016, 65(2): 024201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.024201>

基于行扫描测量的运动目标压缩成像*

王盼盼¹⁾²⁾ 姚旭日¹⁾ 刘雪峰¹⁾ 俞文凯³⁾ 邱棚¹⁾²⁾ 翟光杰^{1)†}

1)(中国科学院国家空间科学中心, 复杂航天系统电子信息技术重点实验室, 北京 100190)

2)(中国科学院大学, 北京 100190)

3)(北京理工大学物理学院, 量子技术研究中心, 北京 100081)

(2016年7月5日收到; 2016年9月27日收到修改稿)

运动目标成像在实际应用中具有重要作用, 而如何获取高质量运动目标图像是该领域研究中的一个热点问题. 本文采用行扫描采样的方式, 通过构造运动测量矩阵, 建立一种基于压缩感知理论的运动物体成像模型, 并通过仿真及实验, 验证了该模型对于恢复运动物体图像信息的可行性. 实验结果证明, 该方法可获得高质量的运动物体成像. 通过引入图像质量评价标准, 分析了运动物体成像质量与速度之间的关系. 将该方法与普通压缩感知算法进行比较, 结果证明, 在相同速度下, 该方法的成像质量更高. 该方法在无人机对地观测、产品线视频监控等领域有着很好的应用前景.

关键词: 压缩感知, 运动目标成像, 行扫描, 测量矩阵

PACS: 42.15.Eq, 42.30.-d, 42.30.Va

DOI: 10.7498/aps.66.014201

1 引言

压缩感知 (compressed sensing, CS) 理论是由 Candès^[1] 和 Donoho^[2] 等提出的一种新型信号重建理论. 该理论指出, 只要信号是可压缩的或在某个变换域下是稀疏的, 就可通过随机的观测矩阵将高维信号投影到低维空间上, 并通过求解一个优化问题从少量的投影值重建原始信号. 由于其打破了奈奎斯特采样定理的限制, 所以该信号恢复理论成为近年来一个热点科学问题^[3,4]. 基于 CS 理论的典型应用当属 Rice 大学提出的单像素相机模型, 即仅用一个点探测器收集信息便可成像^[5-7]. 还有学者将其应用于量子成像、遥感成像、医学影音等领域^[8-14]. 与其他成像方式一样, 获得高质量成像也是 CS 算法追求的主要目标之一. 然而, 上述 CS 成像研究均是针对静止目标而言.

在实际成像中, 成像目标大多数是运动的, 因而获取运动目标的高质量成像具有重要意义. 比如

在无人机对地观测、产品线视频监控等过程中, 成像系统与探测目标之间的相对运动会导致获取的目标成像质量退化, 产生运动模糊, 所以运动目标的成像质量在实际应用中具有重要作用^[15,16].

近年来, 不少学者提出过有关 CS 运动物体成像的模型, 其中包括韩申生等^[17,18] 提出利用散斑大小和速度检索可实现运动鬼成像的去模糊, 国防科技大学的刘吉英等^[19,20] 提出的光学遥感运动补偿压缩成像, 通过对运动条件下压缩采样的精确建模, 实现了运动补偿压缩成像, 有效提高了光学遥感的成像质量, 以及本实验室研究小组提出的基于互补采样的运动目标压缩成像^[21,22]. 传统 CS 成像算法普遍采用区域扫描成像, 但是当待重建图像像素规模较大时, 测量矩阵规模也会很大, 则在存储测量矩阵时会占用系统很大内存. 本文提出采用行扫描采样方式^[23,24], 通过构造运动测量矩阵, 建立一种新的基于压缩感知的运动物体成像模型, 采用行扫描采样方式不仅可以使测量矩阵大幅减少存

* 国家重大科学仪器设备开发专项 (批准号: 2013YQ030595)、国家高技术研究发展计划 (批准号: 2013AA122902)、国家自然科学基金 (批准号: 61575207) 和中国科学院国防科技创新基金项目 (批准号: CXJJ-16S047) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: gjzhai@nssc.ac.cn

储量并且提高计算时间. 本实验小组还在数值模拟的基础上, 引入数字微镜器件^[25-27], 搭建了一套原理验证实验装置, 验证了该模型可用于重建高质量的运动物体图像.

2 理 论

2.1 压缩感知理论

压缩感知理论作为一种信息处理技术自2006年提出以来就被有效地应用于许多光学领域. 该理论指出, 对稀疏或可压缩的信号进行少量非适应性的线性测量, 所获取的信息就足够用来重建信号, 这突破了传统的奈奎斯特采样定理. 在压缩感知理论中, 通过利用信号的稀疏性先验知识和优化算法, 可以通过 m 次测量恢复 n 维信号($m < n$), 也就是说可以实现亚采样重建物体信息. 在压缩感知数学模型中, 一个一维信号 x 可以在一个稀疏基 Ψ 下稀疏表示:

$$x = \Psi x', \quad (1)$$

其中 x' 是稀疏的, 测量过程可以表示为

$$y = Ax + e, \quad (2)$$

其中 y 为 m 维矢量, A 为 $m \times n$ 矩阵, 即测量矩阵, 这里 m 可以小于 n , e 为噪声. 当矩阵 A 满足RIP(restricted isometry property)条件时^[6-8], 信号 x 可通过下面的优化目标函数得到:

$$\min_{x'} \frac{1}{2} \|y - Ax'\|_2^2 + \tau \|x'\|_1, \quad (3)$$

其中 τ 为一常数因子, $\|\cdot\|_p$ 代表 l_p 范数. 物体信号的稀疏表示是压缩感知可亚采样有效恢复物体信息的重要前提和关键点, 此外采样矩阵的设计构造和重建算法也是压缩感知的核心内容^[1-4]. 压缩感知理论凭借其独特的优势在光学领域得到了成功的应用^[8-14].

2.2 基于行扫描测量的运动目标压缩成像

以上介绍的算法已经广泛使用在对静态物体的压缩感知成像中, 对于运动物体的成像需要重新定义. 本文在行扫描的基础上建立了基于CS的运动物体成像模型. 模型中引入参数 v (pixels/sampling)^[17,18]来表示运动物体的速度, 并规定物体在某一直线方向上运动, 行扫描方向与物体运动方向为垂直关系, 因为这样的采样方式很符合

机载对地推扫、产品线视频监控等的实际应用情况, 如图1所示. 因为物体连续运动, 而探测器不能保证完全采集到运动物体的全部信息, 根据图像积分理论^[28], 假设物体在 dt 时间内运动距离为 dl , 如图1所示, 则速度可以表示为

$$v = \frac{dl}{dt}. \quad (4)$$

设图像每行像素数为 s_0 , dl 长度内的像素内容为 ds , 则

$$ds = s_0 \cdot dl. \quad (5)$$

将(4)式代入(5)式有

$$\frac{ds}{dt} = s_0 v. \quad (6)$$

将(6)式两边同时对 s 求积分, 便得到物体直线运动的连续函数, 如(7)式所示:

$$s = \int_0^t s_0 v dt. \quad (7)$$



图1 物体运动示意图

Fig. 1. Sketch of object motion.

本文规定待成像的物体是一幅像素规模为 $n \times n$ 的图像 x , 因为采用行扫描策略, 所以需经过多次行扫描采样与恢复过程, 最终拼成一幅 $n \times n$ 的图像. 因为物体在连续运动, 实际参与每次行扫描成像的并不是一行像素的完整内容, 而是多行像素的部分内容混叠恢复出重建图的一行像素内容, 如果按照正常CS成像直接求解会使获取的物体图像严重退化.

所以要想通过CS算法恢复出高质量的运动物体成像, 就需要找出参与成像过程中行与行之间的关联, 这也是本模型采用行扫描采样方式的原因之一. 在实际行扫描的每次采样过程中都是物体的两行像素内容在参与成像, 这里我们称之为“当前行 x_u ”和“下一行 x_d ”, 而且在当前行 x_u 完全运动出探测器的扫描区域之前, x_u 和 x_d 所包含的像素内容大小一直在变化. 设 S 表示行扫描每次采样过程中探测器收集到的像素信息, 代入(7)式可将 S 表

示如下:

$$S = \left(s_u - \int_0^t s_u v_0 dt \right) + \int_0^t s_d v_0 dt, \quad (8)$$

其中 s_u 和 s_d 分别表示当前行 x_u 和下一行 x_d 所包含的全部像素信息. (8) 式中等号右边第一部分 $s_u - \int_0^t s_u v_0 dt$ 表示物体连续运动中探测器收集到的当前行 x_u 参与成像的像素信息, 即用当前行的全部信息 s_u 减去运动出去的像素信息 $\int_0^t s_u v_0 dt$ 得到; 第二部分 $\int_0^t s_d v_0 dt$ 表示收集到的下一行 x_d 参与成像的像素信息, 即 $\int_0^t s_d v_0 dt$ 表示下一行进入到探测器探测范围的像素信息. 将 (8) 式对应到 CS 成像算法上表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{A} \left[\left(x_u - \int_0^1 x_u v_0 dt \right) + \int_0^1 x_d v_0 dt \right] + e \\ &= \mathbf{A} \left[\left(1 - \int_0^1 v_0 dt \right) x_u + \left(\int_0^1 v_0 dt \right) x_d \right] + e, \end{aligned} \quad (9)$$

即一次采样期间, 采集到的信息为 x_u 和 x_d 所包含的像素内容叠加, 可见随着物体的连续运动, x_u 与 x_d 像素信息所占的权值比例一直在变动. 物体匀速运动时, 即 v_0 为一常数, 由 (9) 式中的积分关系, 可以很容易推导出如下公式:

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{A}(p \cdot x_u + q \cdot x_d) + e \\ &= (\mathbf{A} \cdot p)x_u + (\mathbf{A} \cdot q)x_d + e, \end{aligned} \quad (10)$$

其中, p, q 分别表示行扫描的每次采样中当前行 x_u 和下一行 x_d 被探测器收集到的像素内容所占的权值, 即 (9) 式中积分计算推导出的 $1 - \int_0^1 v_0 dt$ 和 $\int_0^1 v_0 dt$. 当 x_u 完全运动出探测器的扫描区域时, 这时完成了一次行扫描, 恢复出一行图像信息, 需要说明的是这里恢复出来的一行图像为 x_u 与 x_d 拼接的一行图像, 用矩阵可表示为 $[x_u, x_d]$, 像素维度是 $1 \times 2n$, 在呈现成像结果时, 将其转换成 $2 \times n$ 维度, 即直接恢复出前两行图像信息. 下一次行扫描时, 原图像的第三行变成了此次行扫描的“当前行”, 并以此类推完成 $n/2$ 次隔行扫描, 即可恢复出完整的图像信息. 采样到最后一行时, 此时视野区域外也可参与计算, 呈现最终成像结果时舍掉视野外的内容便可.

以上行扫过程写成矩阵形式为

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= (\mathbf{A} \cdot \mathbf{P})x_u + (\mathbf{A} \cdot \mathbf{Q})x_d + e \\ &= [\mathbf{A} \cdot \mathbf{P}, \mathbf{A} \cdot \mathbf{Q}][x_u, x_d] + e. \end{aligned} \quad (11)$$

根据 CS 理论, 我们把 (11) 式中的 $[\mathbf{A} \cdot \mathbf{P}, \mathbf{A} \cdot \mathbf{Q}]$ 称为改进运动测量矩阵, 用 \mathbf{B} 表示, 即

$$\mathbf{B} = [\mathbf{A} \cdot \mathbf{P}, \mathbf{A} \cdot \mathbf{Q}] = [\mathbf{P}, \mathbf{Q}] \cdot [\mathbf{A}, \mathbf{A}], \quad (12)$$

其中

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_1 & \cdots & p_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_m & \cdots & p_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} q_1 & \cdots & q_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_m & \cdots & q_m \end{bmatrix}. \quad (13)$$

\mathbf{P}, \mathbf{Q} 矩阵的维度均为 $m \times n$. 根据 (13) 式可看出, 匀速运动时物体运动速度的快慢由矩阵 \mathbf{P}, \mathbf{Q} 值的设置决定; 非匀速运动时只要速度已知, 对 \mathbf{P}, \mathbf{Q} 矩阵进行调整即可; 其中 p_m 和 q_m 分别对应每次行扫的第 m 次采样过程中 x_u 和 x_d 像素内容所占的权值, 在当前行 x_u 完全运动出探测器的扫描区域之前 x_u 和 x_d 所占的权值一直在变, 即 x_u 参与成像的像素一直在变少, 权值在变小, 相反 x_d 的权值一直在变大. 本文我们规定所有公式中的这类运算 (如 $\mathbf{A} \cdot \mathbf{P}$), 都是指两个维度相同的矩阵之间对应元素相乘, 或者是数字乘以矩阵.

$$\mathbf{B} = [\mathbf{P}, \mathbf{Q}] \cdot [\mathbf{A}, \mathbf{A}]$$

$$= \begin{bmatrix} p_1 & \cdots & p_1 & q_1 & \cdots & q_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_m & \cdots & p_m & q_m & \cdots & q_m \end{bmatrix} \cdot [\mathbf{A}, \mathbf{A}], \quad (14)$$

$$\mathbf{x} = [x_u, x_d]^T, \quad (15)$$

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}. \quad (16)$$

(14) 式中的 \mathbf{A} 为普通 CS 算法中的测量矩阵, 矩阵维度是 $m \times n$; \mathbf{B} 为本文模型中的改进运动测量矩阵, 维度为 $m \times 2n$, 只要 \mathbf{B} 满足相关约束条件, 根据 CS 重建算法, 便可重建出运动目标在不同速度下的图像; \mathbf{y} 为每次行扫描的测量值; \mathbf{x} 表示由 x_u 和 x_d 组成的一个 $2n \times 1$ 维的列向量, 即实验中重建出的图像信息. e 为加入噪声, 这里取高斯噪声. 噪声标准差是观测值标准差的 5%, 表示为

$$\text{Std}(e) = 0.05 \text{Std}(\mathbf{y}). \quad (17)$$

以上的改进CS算法,充分利用了行扫描采样方式在处理行与行之间像素关联问题的优势,有效地解决了运动物体成像问题.

3 实验与数据分析

为验证本文提出的基于行扫描的改进测量矩阵运动物体成像模型,利用数字微镜器件(digital micromirror device, DMD)^[25-27]可对入射光进行空间光调制,我们搭建了一套基于CS的运动物体成像实验装置,光路如图2所示,采用卤素灯作为光源,光源经过衰减片和滤光片后通过透镜L₃将光汇聚到DMD上一定像素区域内.实验中所采用的DMD的微镜阵列规模是1024×768,微镜尺寸为13.68 μm×13.68 μm,每个微镜可以单独控制旋转+12°方向或者-12°方向,把这两种状态记为1和0,分别对应“开”和“关”状态.“开”状态时,DMD将光反射至后续的收光系统中;“关”状态时,其反射光不被收集.

实验中为简化分析,让待成像物体为一幅二值虚拟物体图像^[29,30],如图3(a)所示为一大写字母A,像素规模为32×32.每行图像的像素维度是1×32,实验中采取“像素扩充”方法,将1×32的像素区域等比例扩充24倍对应到DMD上24×768的像素区域上,区域外都处于“关”状态.实验中我们设定物体运动速度为1/24 pixels/sampling(即每次行扫描进行24次采样,这期间物体运动了一个像素宽度的距离)^[17,18],对应到扩充之后的DMD上,相当于每次采样时间内物体运动了一个DMD微镜尺寸宽度的距离.这时:

$$P_0 = \begin{bmatrix} \frac{23}{24} & \cdots & \frac{23}{24} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{0}{24} & \cdots & \frac{0}{24} \end{bmatrix}, \quad Q_0 = \begin{bmatrix} \frac{1}{24} & \cdots & \frac{1}{24} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{24}{24} & \cdots & \frac{24}{24} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

则(14)式的改进运动测量矩阵可表示为

$$B = [P_0, Q_0] \cdot [A, A], \quad (19)$$

上式中关于测量矩阵A的选择,根据以往学者的研究成果^[31-35]可知服从伯努利分布的-1/1伪随

机矩阵满足RIP准则并且容易实现而被广泛使用,它恰好能够满足DMD这种二位空间光调制器的控制需求.另外,随机二进制矩阵的元素数值仅需一位即可表示,可以有效地节约存储空间和运算时间.因此上文中的A设计为24×32的-1/1伪随机矩阵.

再用A对每行待成像物体的像素内容进行调制得到Y₀,将24个Y₀矩阵顺序加载到DMD上,依次对待成像物体的每一行像素宽度的图像进行压缩传感测量与重建,每次行扫描测量数为24,总共32行,即进行16次隔行扫描.实验中经过DMD之后的反射光被收集透镜L₄收集,利用光电桶探测器探测总光强,如图2所示.

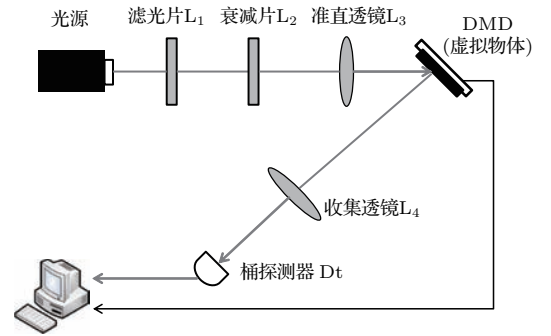


图2 实验装置图

Fig. 2. Experimental device diagram.

最后,测量值y和改进运动测量矩阵B作为重建算法软件的输入,利用TVAL3算法^[31,32]求解,重建出待测运动图像信息,将每次恢复出的像素信息拼接,便得到完整恢复图像,如图3(c)所示.此外我们还在不同速度下比较了普通CS算法和本文改进CS算法对于恢复运动物体图像的能力,实验表明,在不同速度下改进CS算法均具有更好的运动物体重建能力,如图3所示.

实验证明,根据本文提供的基于行扫描的改进测量矩阵CS成像方法,在一定速度内可以实现高质量的运动物体成像.此外我们还通过仿真实验验证了该算法在恢复复杂灰度图的运动成像中的有效性.仿真实验中我们选取了经典Lena灰度测试图其中一部分的120×120范围作为成像目标,对于大图的重建,为减少工作复杂度,我们先生成一个以运动测量矩阵B为对角线元素,其他位置为0的大矩阵,用大矩阵直接对图像进行行扫描,并能一次性重建出一幅完整图,大矩阵的维度是由物体运动速度的设定而调整.对于灰度图的仿真同样设定一组匀速运动的速度值,如图4所示.

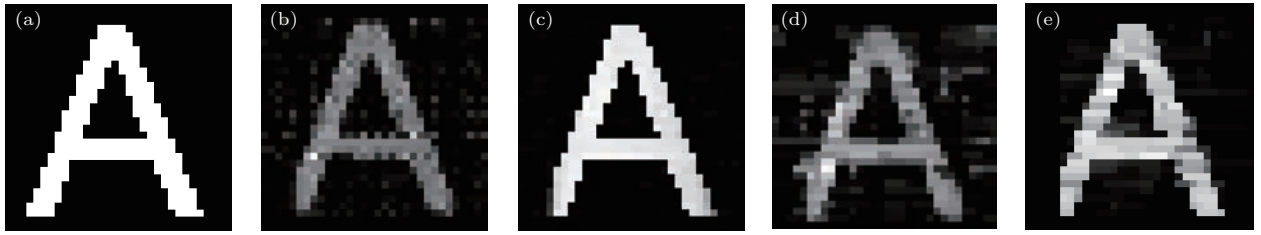


图3 实验重建图 (a) 原图, 像素规模 32×32 ; (b) 普通 CS 算法下速度为 $1/24$ pixels/sampling 的重建图; (c) 改进算法下速度为 $1/24$ pixels/sampling 的重建图; (d) 普通 CS 算法下速度为 $1/12$ pixels/sampling 的重建图; (e) 改进算法下速度为 $1/12$ pixels/sampling 的重建图

Fig. 3. reconstruction images for experiment: (a) Original image 32×32 ; (b) reconstruction of ordinary CS algorithm under the speed of $1/24$ pixels/sampling; (c) reconstruction of improved algorithm under the speed of $1/24$ pixels/sampling; (d) reconstruction of ordinary CS algorithm under the speed of $1/12$ pixels/sampling; (e) reconstruction of improved algorithm under the speed of $1/12$ pixels/sampling.

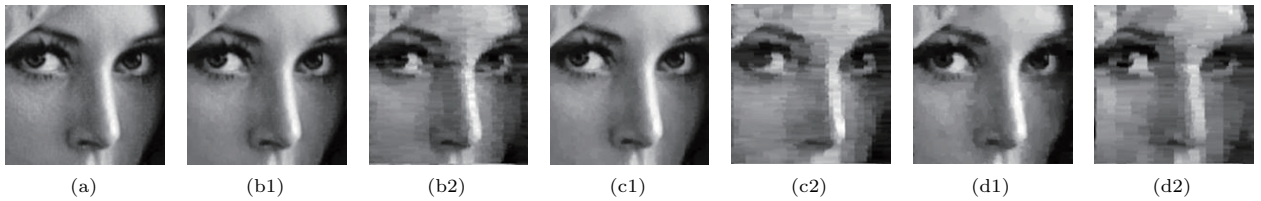


图4 仿真重建图 (a) 原始图像; (b1) 改进 CS 算法下速度 0.01163 pixels/sampling 重建图; (b2) 普通算法下速度 0.01163 pixels/sampling 重建图; (c1) 改进 CS 算法下速度 0.01724 pixels/sampling 重建图; (c2) 普通算法下速度 0.01724 pixels/sampling 重建图; (d1) 改进 CS 算法下速度 0.02632 pixels/sampling 重建图; (d2) 普通算法下速度 0.02632 pixels/sampling 重建图

Fig. 4. Reconstruction images for simulation: (a) Original image; (b1) reconstruction of improved algorithm under the speed of 0.01163 pixels/sampling pixels/sampling; (b2) reconstruction of ordinary algorithm under the speed of 0.01163 pixels/sampling; (c1) reconstruction of improved algorithm under the speed of 0.01724 pixels/sampling; (c2) reconstruction of ordinary algorithm under the speed of 0.01724 pixels/sampling; (d1) reconstruction of improved algorithm under the speed of 0.02632 pixels/sampling; (d2) reconstruction of ordinary algorithm under the speed of 0.02632 pixels/sampling.

4 性能对比

为了有效评价重建图像质量的好坏, 本文还引入了均方差 (mean square error, MSE), 定义式为 (20) 式, 这是基于像素点间误差敏感的全参考图像质量评价指标, 即把像素误差看作是图像质量的亏损. MSE 值越小, 重建的图像质量越好 [33].

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N (x_{j,k} - x'_{j,k})^2, \quad (20)$$

式中, x 表示原始图像信号, x' 表示重建图信号, 图像大小为 $M \times N$, j 和 k 分别代表图像的行和列, 分析结果如图 5 所示. 给出普通 CS 算法和本文改进运动测量矩阵算法的 MSE 值随速度变化曲线, 随着速度提高, 图像重建质量均有所减弱, 而本文改进运动测量矩阵算法的 MSE 值明显一直低于普通 CS 算法; 而且从图中曲线对比还可看出, 当随着速度逐渐加快时, 普通算法的重建质量明显急剧减

弱, 而本文改进算法的减弱程度很缓慢, 基本实现了在速度较快时也能高质量重建图像的性能. 所以, 本文改进算法在提高运动物体 CS 成像质量上有显著效果. 同时从图 5 中 MSE 值随速度变化曲线还可以看出, 当速度逐渐变大时, 图像重建质量

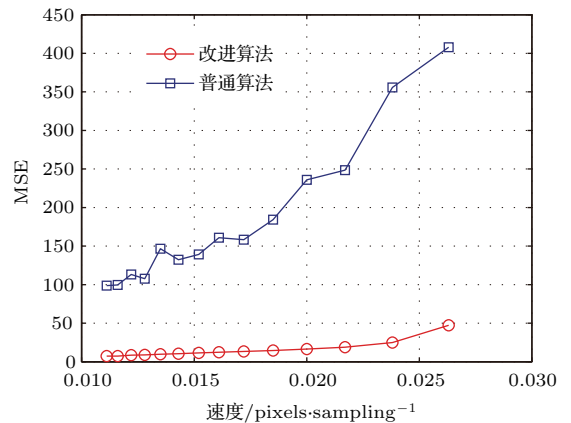


图5 MSE 随速度的变化曲线

Fig. 5. MSE curves varied with the speed.

越来越差,这是因为当速度逐渐变大时,采样数逐渐变少,导致重建图像的退化越来越严重;并且当运动速度低于一定值时,MSE值随速度大小的变化缓慢,这是因为物体运动速度相对较慢时相当于此时采样数已经足够CS算法的重建需求.可见随着物体运动速度的加快,采样数势必越来越少,采样率越来越低,重建质量也逐渐变差.

5 非匀速运动成像

以上描述均以匀速直线运动为前提,本节将所提模型用于非匀速直线运动成像的计算,并给出仿真实验结果.由(8)式可看出,非匀速运动时将公式中的常量 v_0 改为随时刻变化的变量 v_t 即可,如(21)式所示:

$$S = \left(s_u - \int_0^t s_u v_t dt \right) + \int_0^t s_d v_t dt. \quad (21)$$

参考上文匀速直线运动物体成像的计算过程可以得出非匀速直线运动时,只要各个时刻的速度已知,对(13)式中 P, Q 矩阵进行调整即可得到采样过程中描述当前行与下一行像素内容所占权值关系的矩阵.本文给出加速度已知的匀变速直线运动物体成像的计算过程和仿真结果.设加速度为 a ,初速度为0,则任一时刻的瞬时速度可表示为(22)式,这里的 t 应理解为采样次数,用采样次数的递

增,表示运动时间的延长.随着采样次数的增加,物体运动速度在变化.

$$v_t = at. \quad (22)$$

将(22)式代入(21)式并求解积分,可以得到

$$S = s_u \left(1 - \frac{1}{2} at^2 \right) + s_d \cdot \frac{1}{2} at^2. \quad (23)$$

同样, s_u, s_d 还是分别代表当前行和下一行所包含的全部像素信息,则同匀速运动一样,对应到CS成像算法上表示为

$$\begin{aligned} y &= A(p_t \cdot x_u + q_t \cdot x_d) + e \\ &= (A \cdot p_t)x_u + (A \cdot q_t)x_d + e \\ &= [A \cdot P_t, A \cdot Q_t][x_u, x_d] + e. \end{aligned} \quad (24)$$

根据(24)式可以看出,非匀速运动时的计算过程和匀速运动成像的计算过程基本相似,只要加速度已知,或各个采样时刻的速度已知,只要对当前行和下一行所占像素的权值进行相应调整即可,也就是对矩阵 P_t 和 Q_t 中的元素乘以相应比例系数进行调整.本文给出一系列加速度值下的匀变速直线运动物体成像的仿真结果,如图6所示.可见当进行到相同次数的采样时,物体运动加速度越大,此时刻的瞬时速度也越大,所以成像质量也会相对减弱.但是可以看出,用本文算法重建出的运动物体图像在一定速度范围内重建质量相对较高,对于图像的重要细节也基本可重建.

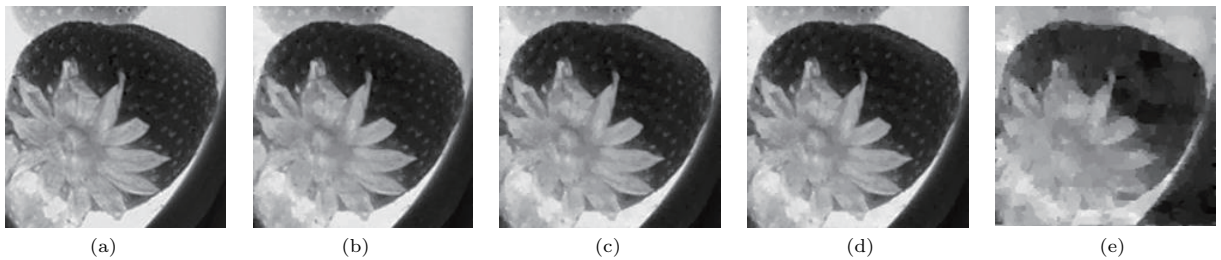


图6 匀变速直线运动仿真重建图 (a)原图,像素规模 160×160 ; (b)加速度 $a = 0.027027$ 重建图; (c)加速度 $a = 0.030303$ 重建图; (d)加速度 $a = 0.034483$ 重建图; (e)加速度 $a = 0.076923$ 重建图

Fig. 6. Simulation reconstruction of uniform variable speed linear motion: (a) Original image, 160×160 ; (b) reconstruction of $a = 0.027027$; (c) reconstruction of $a = 0.030303$; (d) reconstruction of $a = 0.034483$; (e) reconstruction of $a = 0.076923$.

6 总结与展望

本文采用行扫描的采样方式,通过构造运动测量矩阵,建立了基于压缩感知的运动物体成像模型.并搭建了基于DMD的原理验证实验光路系统,验证了该模型在重建运动物体成像方面相较普通

CS算法具有更高的恢复能力.同时也发现当速度较快时,重建图像质量发生较明显的退化现象,而且此模型目前适用于对速度已知的匀速水平、垂直运动和变速水平、垂直方向运动物体成像的重建,若物体沿倾斜方向运动或速度未知,需要对模型进行相应修正,我们将在今后的工作中进一步展开研究.鉴于本文提出的基于行扫描的改进测量矩阵压

缩感知运动成像算法的优势, 有理由相信将在实际成像领域中得到广泛应用.

参考文献

- [1] Candès E J, Romberg J, Tao T 2006 *IEEE Trans. Inf. Theory* **52** 489
- [2] Donoho D L 2004 *IEEE Trans. Inf. Theory* **52** 1289
- [3] Candès E J 2006 *Proc. Int. Congr. Math.* **3** 1433
- [4] Romberg J 2008 *IEEE Signal Process. Mag.* **25** 14
- [5] Duarte M F, Davenport M A, Takhar D, Laska J N, Sun T, Kelly K F, Baraniuk R G 2008 *IEEE Signal Process. Mag.* **25** 83
- [6] Takhar D, Laska J N, Wakin M B, Duarte M F, Baron D, Sarvotham S, Kelly K F, Baraniuk R G 2010 *Proc. SPIE* San Jose, CA, USA, Feb. 2, 2006 p43
- [7] Candès E J, Romberg J, Tao T 2006 *Commun. Pure Appl. Math.* **59** 1027
- [8] Howland G A, Howell J C 2013 *Phys. Rev. X* **3** 1071
- [9] Zhao C Q, Gong W L, Chen M L, Li E R, Wang H, Xu W D, Han S S 2012 *Appl. Phys. Lett.* **101** 141123
- [10] Chen G H, Tang J, Leng S H 2008 *Med. Phys.* **35** 660
- [11] Gross D, Liu Y K, Flammia S T, Becker S, Eisert J 2010 *Phys. Rev. Lett.* **105** 2903
- [12] Zhu L, Zhang W, Elnatan D, Huang B 2012 *Nat. Methods* **9** 721
- [13] Wu Y, Mirza I O, Arce G R, Prather D W 2011 *Opt. Lett.* **36** 2692
- [14] Arce G R, Brady D J, Carin L, Arguello H, Kittle D S 2014 *IEEE Signal Process. Mag.* **31** 105
- [15] Spagnolo P, Orazio T D, Leo M, Distante A 2006 *Image Vis. Comp.* **24** 411
- [16] Zhang C, Gong W L, Han S S 2012 *Chin. J. Lasers* **12** 204 (in Chinese) [张聪, 龚文林, 韩申生 2012 中国激光 **12** 204]
- [17] Li X H, Deng C J, Chen M L, Gong W L, Han S S 2015 *Photon. Res.* **3** 153
- [18] Li E R, Bo Z W, Chen M L, Gong W L, Han S S 2014 *Appl. Phys. Lett.* **104** 251120
- [19] Yan F X, Zhu J B, Liu J Y 2014 *Spacecraft Recovery & Remote Sensing* **35** 54 (in Chinese) [严奉霞, 朱炬波, 刘吉英 2014 航天返回与遥感 **35** 54]
- [20] Liu J Y, Zhu J B, Yan F X, Zhang Z 2013 *Inverse Probl. Imag.* **4** 1295
- [21] Yu W K, Yao X R, Liu X F, Li L Z, Zhai G J 2015 *Appl. Opt.* **54** 4249
- [22] Yu W K, Yao X R, Liu X F, Lan R M, Wu L A, Zhai G J 2016 *Opt. Comm.* **371** 105
- [23] Yu W K, Liu X F, Yao X R, Wang C 2014 *Sci. Rep.* **4** 5834
- [24] Yu W K, Liu X F, Yao X R, Wang C, Zhai G J, Zhao Q 2014 *Phys. Lett. A* **378** 3406
- [25] Ri S, Fujigaki M, Matui T, Morimoto Y 2006 *Appl. Opt.* **45** 6940
- [26] Chan W L, Charan K, Takhar D, Kelly K F, Baraniuk R G, Mittleman D M 2008 *Appl. Phys. Lett.* **93** 121105
- [27] Howland G A, Dixon P B, Howell J C 2011 *Appl. Opt.* **50** 5917
- [28] Gonzalez R C, Woods R E (translated by Ruan Q Q, Ruan Y Z) 2010 *Digital Image Processing* (Beijing: Publishing House of Electronics Industry) pp40–55 (in Chinese) [冈萨雷斯, 伍兹 著 (阮秋琦, 阮宇智 译) 2013 数字图像处理 (北京: 电子工业出版社) 第40—55页]
- [29] Li M F, Zhang Y R, Luo K H, Fan H 2013 *Phys. Rev. A* **87** 2285
- [30] Li M F, Zhang Y R, Fan H, Wu L A, Liu X F, Yao X R, Luo K H 2013 *Appl. Phys. Lett.* **103** 211119
- [31] Yu W K, Li X, Yao X R, Liu X F, Wu L A, Zhai G J 2013 *Appl. Opt.* **52** 7882
- [32] Gu Y F, Yan B, Li L, W F, Han Y, Chen J 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 018701 (in Chinese) [古宇飞, 闫斌, 李磊, 魏峰, 韩玉, 陈健 2014 物理学报 **63** 018701]
- [33] Yu W K, Li M F, Yao X R, Liu X F, Wu L A, Zhai G J 2014 *Opt. Express* **22** 7133
- [34] Candès E J, Tao T 2005 *IEEE Trans. Inf. Theory* **51** 4203
- [35] Baraniuk R G, Davenport M, Devore R A, Wakin M B 2008 *Constr. Approx.* **28** 253

Moving target compressive imaging based on improved row scanning measurement matrix^{*}

Wang Pan-Pan¹⁾²⁾ Yao Xu-Ri¹⁾ Liu Xue-Feng¹⁾ Yu Wen-Kai³⁾
Qiu Peng¹⁾²⁾ Zhai Guang-Jie^{1)†}

1) (*Key Laboratory of Electronics and Information Technology for Space Systems, National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

2) (*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

3) (*Center for Quantum Technology Research, School of Physics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China*)

(Received 5 July 2016; revised manuscript received 27 September 2016)

Abstract

Moving target imaging (MTI) plays an important role in practical applications. How to capture dynamic images of the targets with high qualities has become a hot point of research in the field of MTI. In order to improve the reconstruction quality, a new MTI model based on compressed sensing (CS) is proposed here, by using a sampling protocol of the row-scanning together with a motion measurement matrix constructed by us. It is proved by the simulation and the experimental results that a relatively high quality can be achieved through this approach. Furthermore, an evaluation criterion of reconstructed image is introduced to analyze the relationship between the imaging quality and the moving speed of the target. By contrast, the performance of our algorithm is much better than that of traditional CS algorithm under the same moving speed condition. As a result, it is suggested that our imaging method may have a great application prospect in the earth observation of unmanned aerial vehicles, video monitoring in the product line and other fields.

Keywords: compressed sensing, moving target imaging, row-scanning, measurement matrix

PACS: 42.15.Eq, 42.30.-d, 42.30.Va

DOI: [10.7498/aps.66.014201](https://doi.org/10.7498/aps.66.014201)

* Project supported by the National Major Scientific Instruments Development Project of China (Grant No. 2013YQ030595), the Hi-Tech Research and Development Program of China (Grant No. 2013AA122902), the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61575207), and the National Defense Science and Technology Innovation Fund of Chinese Academy of Sciences (Grant No. CXJJ-16S047).

† Corresponding author. E-mail: gjzhai@nssc.ac.cn