

## 基于压缩感知高反光成像技术研究

范剑英 马明阳 赵首博\*

(哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院 哈尔滨 150080)

(哈尔滨理工大学测控技术与仪器黑龙江省高校重点实验室 哈尔滨 150080)

**摘要:** 高反光物体成像时反射的光强容易超出传感器接收光强的最大量化值,使得采集图像部分区域图像失真,严重影响信息传递。为了改善高反光成像饱和区域中数据丢失的状况,该文结合压缩感知这一新的采样理论提出基于压缩感知高反光成像方法,利用特定测量矩阵对目标图像进行线性采样,将CCD图像传感器的单个光强采样值与测量矩阵中的分布数据对应结合,对整合后的数据用算法进行恢复重建实现被测目标在高光环境中成像。以峰值信噪比和灰度直方图作为客观评定标准。实验表明,该成像方法鲁棒性较强、可行性较高,直方图检测饱和像素占比为0%,峰值信噪比为58.37 dB实现了在高光环境下不含饱和光成像,为压缩感知在成像应用中提供了新的方向。

**关键词:** 高反光成像; 压缩感知; 数据整合; 直方图

**中图分类号:** TN911.73; TN957.52

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2020)04-1013-08

**DOI:** 10.11999/JEIT190512

## Research on High Reflective Imaging Technology Based on Compressed Sensing

FAN Jianying MA Mingyang ZHAO Shoubo

(School of Measurement and Control Technology and Communication Engineering,  
Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

(Measurement and Control Technology and Instrument Key Laboratory of Heilongjiang Province,  
Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** When imaging a highly reflective object, the light intensity reflected easily exceeds the maximum quantized value of the light intensity received by the sensor, which causes image distortion of the captured image in the saturated region of light intensity and seriously affects the quality of information transmission. In order to improve the data loss in the high-reflection imaging saturation region, a compression-sensing of high-reflection imaging method based on the new sampling theory of compressed sensing is proposed. A specific measurement matrix is used to conduct linear sampling of the target image, and the single light intensity sampling value of the CCD image sensor is combined with the distribution data in the measurement matrix, and the integrated data is restored and reconstructed with the algorithm to achieve the imaging of the measured target in the high-light environment. The peak signal to noise ratio and gray histogram are used as objective evaluation criteria. Experiments show that this imaging method is robust and feasible, with the proportion of saturated pixels in histogram detection 0% and the peak signal to noise ratio 58.37 dB, realizing the imaging without saturated light in the high-light environment, providing a new direction for the application of compressed sensing in imaging.

**Key words:** High reflected light imaging; Compressed sensing; Data integration; Histogram

收稿日期: 2019-07-09; 改回日期: 2020-01-17; 网络出版: 2020-02-17

\*通信作者: 赵首博 shoubozh@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(61801148, 61803128), 黑龙江省自然科学基金(QC2016067)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61801148, 61803128), The Scientific Research Foundation of Heilongjiang Province (QC2016067)

## 1 引言

在视觉检测中,由于被测物在光照下具有非郎伯体特性<sup>[1,2]</sup>,以传统的奈奎斯特采样定理采集图像时,反射光强容易超出电子感光元件接受光强的上限,采集的图像中包含许多高亮区域,很难准确地采集到目标的纹理、延展和质地等特征<sup>[3-5]</sup>。目前,为了解决高反光问题对成像带来的影响,国际上常采用以下3种方法:(1)提升电子感光元件的性能,使电子感光元件能够接受更多的光强;(2)采用动态范围成像<sup>[6-8]</sup>,通过调节成像光强或曝光时间,多次曝光同一目标场景,利用算法处理,解决光强度饱和问题;(3)采用广角度拍摄,避开镜面反射角度成像,使感光元件接收被测目标的总光强低于饱和点。但同时这3种方法不可避免地也存在着某些缺陷:由于现有硬件技术的限制,无法有效地设计出性能更高的感光元件;而采用动态成像和广角度拍摄会增加成像成本,浪费成像资源且效率低下。传统的奈奎斯特采样定理随着技术的发展,其缺陷以及在应用上的不便日渐凸显,特别是当前信息需求量和信号带宽日益渐增,对采样效率和处理速度等提出的要求也越来越高。

近年来出现的压缩感知技术<sup>[9-11]</sup>从采样的根源解决奈奎斯特采样定理带来的弊端,为众多领域信息的获取提供了新思路。不同于奈奎斯特采样定理,压缩感知从全局信息出发进行采样,在原始稀疏信号先验知识中,以少量的观测值,实现原始信息的重建。基于压缩感知独特的采样,经各领域的学者不断深研,压缩感知已应用于医疗成像<sup>[12]</sup>、雷达成像<sup>[13,14]</sup>、物联网信息交互<sup>[15,16]</sup>、光谱成像<sup>[17,18]</sup>等领域。2008年美国Rice大学研制的单像素相机<sup>[19]</sup>仅一个单光子探测器用少于图像像素点的测量恢复了原始图像信息,打破了一味向高像素硬件发展的格局,开辟了新的相机成像方向。2010年余慧敏、方广有<sup>[20]</sup>提出探地雷达基于压缩感知3维成像方法,该方法以极小的测量值获得了足够多的目标空间信息,缩短了数据采集的时间,减少了数据采集量,同时较好地完成了高分辨率成像。2016年庄佳衍等人<sup>[21]</sup>通过对散射介质运动对成像系统的测量值影响进行研究提出测量值线性拉伸算法,计算补偿因子并将测量值划分区域,将测量值线性化处理,再代入压缩感知理论进行恢复重建,提高了压缩感知在透过动态散射介质时成像质量。2018年Li等

人<sup>[22]</sup>针对传统压缩感知雷达成像方法在计算复杂度过高和成像质量上的不足,提出基于近似观测的压缩感知雷达成像方法,通过对实际应用的分析与探讨,对恢复算法改进和对不同正则参数的设置使用相幅分离的成像方法,不仅降低了成像计算的复杂度和计算机内存的消耗,并且有效地解决了雷达位置变换所带来的相位误差问题。2018年Li等人<sup>[23]</sup>从压缩感知实际实现角度出发,深入研讨了并行互斥压缩传感成像系统的建模与图像运动分析,结合图像融合算法将不同维度列向量进行数据整合实现了2维超分辨率成像,提出自适应分块压缩感知系统,针对不同区域特征的自适应分配采样率和优化重建阶段稀疏矩阵的权重系数,提升了成像质量和恢复效率。

鉴于压缩感知在单像素成像、雷达成像、遥感成像等成像方向上的成功应用,本文结合压缩感知理论思想,将压缩感知技术应用在解决高反光成像的问题上,相比于传统解决高反光成像方法,本文提出的基于压缩感知理论高反光成像方法能够有效地增强成像稳定性,以较低的采样率、较少的采样值高质量地恢复被测目标的原始信息,具有更高鲁棒性,能有效地检测出采样值中的高亮区域,提高了资源利用率,实现在高光环境下不含饱和光成像。

## 2 压缩感知理论基础

压缩感知理论结构框架如图1所示。

一个长度为 $N$ 在某变换域具有稀疏性的信号 $\mathbf{X}$ , $\mathbf{X}$ 是 $\mathbf{R}^N$ 空间中的 $N \times 1$ 维的列向量。元素 $\mathbf{X}\{n\}, n = 1, 2, \dots, N$ 所属空间 $\mathbf{R}^N$ 中的任意向量都可以用基向量 $\{\varphi_i\}_{i=1}^N$ 的组合线性表示

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^N \varphi_i \alpha_i = \Psi \alpha \quad (1)$$

其中, $\alpha$ 是 $\mathbf{X}$ 在 $\Psi$ 域中的线性表示,具有 $K$ 阶稀疏性,即 $\alpha$ 中有 $K$ 个非零数据。

那么将信号 $\mathbf{X}$ 通过可控测量矩阵 $\Phi$ 线性投影到低维空间中,便可得到 $M(M \ll N)$ 维的测量值 $\mathbf{y}$

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{X} \quad (2)$$

将式(1)代入式(2),可得

$$\mathbf{y} = \Phi \Psi \alpha = \mathbf{A} \alpha \quad (3)$$

其中,矩阵 $\mathbf{A} = \Phi \Psi$ ,称矩阵 $\mathbf{A}$ 为感知矩阵,此时 $\alpha$ 中有 $K$ 个非零向量,而对于所有的 $K(K \ll N)$ ,都存在一个等距常数 $\delta_K \in (0, 1)$ ,使得

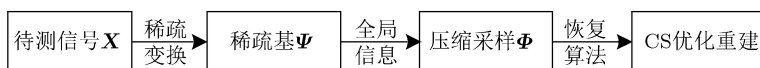


图1 压缩感知框架图

$$(1 - \delta_K) \| \mathbf{X} \|_2^2 \leq \| \mathbf{A} \mathbf{X} \|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \| \mathbf{X} \|_2^2 \quad (4)$$

成立，则称 $\mathbf{A}$ 满足 $K$ 阶约束等距条件(Restricted Isometry Property, RIP)，向量 $\mathbf{y}$ 为向量 $\mathbf{X}$ 在感知矩阵 $\mathbf{A}$ 上的线性投影，利用 $M$  ( $M > K \cdot \lg(N/K)$ )个测量值从向量 $\mathbf{y}$ 中恢复出向量 $\mathbf{X}$ 在 $\Psi$ 域中的等价表示 $\hat{\alpha}$ 进而恢复出原始信号，过程可通过求解 $l_0$ 优化问题解决

$$\left. \begin{aligned} \hat{\alpha} &= \operatorname{argmin} \|\alpha\|_0 \\ \text{s.t. } \mathbf{y} &= \mathbf{A} \alpha \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中， $\alpha$ 为 $N$ 维向量， $\mathbf{y}$ 为 $M$ 维向量， $N \gg M$ 为欠定方程，因此恢复过程属于求N-P问题，在正则化方法中， $l_0$ 范数求解结果稳定性较差，选用 $l_1$ 范数最优化求近似解

$$\left. \begin{aligned} \hat{\alpha} &= \operatorname{argmin} \|\alpha\|_1 \\ \text{s.t. } \mathbf{y} &= \mathbf{A} \alpha \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

从而转变为求解凸优化问题，将近似解进行逆变换便可得到待采集信号

$$\hat{\mathbf{X}} = \Psi \hat{\alpha} \quad (7)$$

### 3 基于压缩感知高反光成像方法

在工程应用中，压缩感知一般选用数字微镜器件(Digital Micromirror Device, DMD)将被测目标空间信息线性投影到电子感光元件上，完成数据的采集。本文设计含有3个元素：0,0.5和1，成高斯分布大小为 $M \times N$ 的测量矩阵，使用测量矩阵的行向量去编码微镜阵列，以DMD微镜阵列-12°偏转方向状态设为“0”状态、+12°偏转方向状态设为“1”状态、水平置放不发生偏转状态设为“0.5”状态，通过CCD图像传感器采集由特定测量矩阵控制DMD微镜元分“0”，“0.5”，“1”3种状态进行翻转的光学信息。相比于传统单像素成像方法，本方法能准确获知每一位的像素值，增强了实验光路鲁棒性，所获重构图像能根据饱和像素检验出高亮区域，提出的自适应优化算法减少了计算量。

#### 3.1 算法流程

使用大小为 $M \times N$ 的测量矩阵去编码DMD微镜阵列，由CCD图像传感器获取在高亮光环境中被测目标的光学信息，可得到 $M$ 个含高亮区域的图像数据，对其进行处理，算法步骤如下：

步骤1 数据整理：将CCD图像传感器采集的每一个图像数据 $\mathbf{I}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )分成像素点数目相同的 $b = b_l \times b_w$ 块，以 $\mathbf{N}_{(p,q)}$  ( $p = 1, 2, \dots, b_l$ ,  $q = 1, 2, \dots, b_w$ )表示，每一块 $\mathbf{N}_{(p,q)}$  ( $p = 1, 2, \dots, b_l$ ,  $q = 1, 2, \dots, b_w$ )的尺寸相同，像素点个数为 $n = n_l \times n_w$ 个，则其中的每一个像素点坐标可以表示为

$n_{(k,g)}^{N_{(p,q)}}$  ( $k = 1, 2, \dots, n_l, g = 1, 2, \dots, n_w$ )，其中， $n_{(k,g)}^{N_{(p,q)}}$ 的上标代表像素点所在的块数坐标，下标代表像素点所在每块中的位置坐标。

对经上述分块处理后的第1幅光学数据 $\mathbf{I}_1$ 进一步操作，如式(8)

$$\mathbf{B}_{(p,q)} = \sum_{l=1}^{n_l} \sum_{w=1}^{n_w} \delta_l \cdot \mathbf{N}_{(p,q)} \cdot \boldsymbol{\mu}_w \cdot \boldsymbol{\mu}_o, \quad (8)$$

$p = 1, 2, \dots, b_l, q = 1, 2, \dots, b_w$

其中， $\delta_l$ ,  $\boldsymbol{\mu}_w$ ,  $\boldsymbol{\mu}_o$ 为基向量， $\delta_l$  ( $l = 1, 2, \dots, n_l$ )为第 $l$ 个元素为1，其余元素全为0的 $1 \times n_l$ 矩阵； $\boldsymbol{\mu}_w$  ( $w = 1, 2, \dots, n_w$ )为第 $w$ 个元素为1，其余元素全为0的 $n_w \times 1$ 矩阵； $\boldsymbol{\mu}_o$  ( $o = 1, 2, \dots, n$ )为第 $o$  (代表运算次数)个元素为1，其余元素全为0的 $n \times 1$ 矩阵。

将第1幅图像数据所得 $n$ 个处理结果 $\mathbf{B}_{(p,q)}$  ( $p = 1, 2, \dots, b_l, q = 1, 2, \dots, b_w$ )按式(9)进行整合，使其同一空间位置上的像素数据排列成行向量，具体如式(9)

$$\mathbf{C}^T = \sum_{l=1}^{b_l} \sum_{w=1}^{b_w} \mathbf{B}_{(p,q)} \cdot \boldsymbol{\gamma}_{b_N} \quad (9)$$

其中， $\boldsymbol{\gamma}_{b_N}$ 为基向量， $\boldsymbol{\gamma}_{b_N}$  ( $b_N = 1, 2, \dots, b_l \times b_w$ )为第 $b_N$  (代表运算次数)个元素为1，其余元素全为0的 $1 \times b$ 矩阵。将得到的矩阵 $\mathbf{C}^T$ 进行转置，则可得到大小为 $b \times n$ 的矩阵 $\mathbf{C}$ ，矩阵 $\mathbf{C}$ 的结构为

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} C_{1,1} & C_{1,2} & \dots & C_{1,n} \\ C_{2,1} & C_{2,2} & \dots & C_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{b,1} & C_{b,2} & \dots & C_{b,n} \end{bmatrix} \quad (10)$$

将CCD图像传感器采集的 $M$ 幅图像数据 $\mathbf{I}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )中剩余的 $M-1$ 幅光学图像重复执行第1幅图像数据的处理过程，总可得 $M$ 个矩阵，以带有标号 $i$ 的字母 $\mathbf{O}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )表示 ( $\mathbf{O}_1 = \mathbf{C}$ )，将 $\mathbf{O}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )代入式(11)，可得测量信息

$$\mathbf{Y}^T = \sum_{i=1}^M (\boldsymbol{\varepsilon}_i \cdot \mathbf{O}_i)^T \cdot \mathbf{v}_i \quad (11)$$

其中， $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 为 $1 \times b$ 的全1矩阵， $\mathbf{v}_i$ 为基矩阵， $\mathbf{v}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )为第 $i$ 个元素为1，其余元素全为0的 $1 \times M$ 矩阵，测量信息 $\mathbf{Y}$ 中每行行向量包含每一个图像数据 $\mathbf{I}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )的全局信息。

步骤2 数据重建：对测量信息 $\mathbf{Y}$ 的列向量进行处理，以 $\mathbf{Y}_j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ )表示矩阵 $\mathbf{Y}$ 中的列向量，将 $\mathbf{Y}_j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ )从左至右依次提取，每列列向量 $\mathbf{Y}_j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ )都包含有原始图像的全局

信息,符合压缩感知理论中重建原始信号思想,按提取次序用恢复算法对每列列向量进行恢复重建,重建原始图像信息为

$$\mathbf{x}_j = \Psi \arg \min \|\alpha_j\|_1 \quad \text{s.t. } \mathbf{Y}_j = \mathbf{A}\alpha_j, j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

其中,  $\mathbf{x}_j \in \mathbf{R}^N$ , 是  $b \times 1$  维变换后的原始图像数据,  $b = b_l \times b_w$ ;  $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{M \times N}$  是大小为  $M \times b$  的感知矩阵;  $\mathbf{Y}_j \in \mathbf{R}^M$  是已知大小为  $M \times b$  的测量结果; 共进行了  $n$  次恢复重建, 每次恢复重建可求得含有  $b$  个元素维数为  $b \times 1$  的列向量  $\mathbf{x}_j (j = 1, 2, \dots, n)$ , 每列列向量  $\mathbf{x}_j (j = 1, 2, \dots, n)$  的元素都为所恢复的原始图像信息的元素。

步骤3 数据整合: 按压缩感知恢复重建原始数据的次序, 将恢复重建的每一列列向量  $\mathbf{x}_j (j = 1, 2, \dots, n)$  进行重新整理

$$\mathbf{x} = \sum_{j=1}^n \mathbf{x}_j \cdot \mathbf{e}_j \quad (13)$$

式中,  $\mathbf{e}_j$  为基向量,  $\mathbf{e}_j (j = 1, 2, \dots, n)$  为第  $j$  个元素为1, 其余元素全为0的  $1 \times n$  矩阵; 此过程所求得矩阵  $\mathbf{x}$  的大小为  $b \times n$ 。

将矩阵  $\mathbf{x}$  中行向量以  $\mathbf{X}_r (r = 1, 2, \dots, n)$  表示, 从上到下按标号提取, 将提取的每行行向量  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_b$  均分为  $n_l$  段, 每段长度为  $n_w$ , 从左至右将每段向量以  $\mathbf{V}_k^r (k = 1, 2, \dots, n_l, r = 1, 2, \dots, b)$  表示, 其中  $\mathbf{V}_k^r$  中, 上标  $r$  代表向量  $\mathbf{V}$  所在的行数, 下标  $k$  代表向量  $\mathbf{V}$  所在每行中的位置, 并代入式(14)

$$\mathbf{U}_r^T = \sum_{k=1}^{n_l} (\mathbf{V}_k^r)^T \cdot \alpha_k, r = 1, 2, \dots, b \quad (14)$$

式中,  $\alpha_k$  为基向量,  $\alpha_k (k = 1, 2, \dots, n_l)$  为第  $k$  个元素为1, 其余元素全为0的  $1 \times n_l$  矩阵; 矩阵  $\mathbf{x}$  为  $b \times n$  的矩阵, 因此, 共有  $b$  行行向量转换为  $\mathbf{U}_r (r = 1, 2, \dots, b)$ 。将转换完成的矩阵  $\mathbf{U}_r (r = 1, 2, \dots, b)$  沿下标进行排列

$$\begin{aligned} & \mathbf{U}_{n_l \times n_d} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{U}_1 & \mathbf{U}_2 & \cdots & \mathbf{U}_{b_w} \\ \mathbf{U}_{b_w+1} & \mathbf{U}_{b_w+2} & \cdots & \mathbf{U}_{b_w \times 2} \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ \mathbf{U}_{b_w \times (b_l-1)+1} & \mathbf{U}_{b_w \times (b_l-1)+2} & \cdots & \mathbf{U}_{b_w \times b_l} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

此矩阵集合  $\mathbf{U}_{n_l \times n_d}$  便为在高光环境中去除高亮区域后的重构图像。

### 3.2 误差函数

通过MSE, PSNR和图像灰度直方图来客观地评价图像

$$\left. \begin{aligned} \text{MSE} &= \frac{1}{L \cdot W} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^W (\mathbf{X}(i, j) - \mathbf{Y}(i, j))^2 \\ \text{PSNR} &= 10 \cdot \lg \left( \frac{(2^n - 1)^2}{\text{MSE}} \right) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

其中,  $W, L$  分别代表图像的宽和长,  $\mathbf{X}(i, j), \mathbf{Y}(i, j)$  分别代表重建图像与原始图像,  $n$  代表图像量化的灰度级数, 本文图像的灰度级数为8; MSE是客观地评判恢复图像与原始图像之间的差值, MSE与图像恢复程度成负相关; PSNR是量化峰值能量与噪声能量之间的比值, PSNR的值越大, 恢复图像越接近原始图像, 复原效果越好; 图像直方图通过不同灰度像素值出现的频率能直观地反映出去除高反光成像的成像效果。

## 4 仿真实验与分析

设计大小为  $128 \times 256$  成高斯分布的测量矩阵 (只含有0, 0.5, 1 3种元素), 选用DMD微镜阵列以“0.5”状态下采集的分辨率为  $(b_l \times n_l) \times (b_w \times n_w)$  的灰度图像为基, 结合3.1算法流程, 选用压缩感知中经典的正交匹配追踪法(Orthogonal Match Pursuit, OMP)和稀疏度自适应匹配追踪法(Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP)作为对比, 选出最适用具体实验的恢复算法, 具体步骤如下。

步骤1 正常光照环境下拍摄一幅不含有饱和区域图像  $\mathbf{E}$ , 图像灰度值  $f$  所在灰度区域  $\hat{\mathbf{G}}$  为 [20188], 分辨率大小为  $288 \times 320$ , 仿真被测目标在高光环境中对应测量矩阵控制DMD微镜阵列以“0.5”状态成像, 如图2(a)所示; 将被测物体在同一空间下模拟高光环境成像, 根据环境噪声的影响, 设定阈值, 目的为仿真被测目标在高反光环境中对应测量矩阵控制DMD微镜阵列以“1”态成像

$$\hat{\mathbf{G}}_1 = \begin{cases} \hat{f} = 255, f \geq u \\ \hat{f} \times 2, f < u \end{cases} \quad (17)$$

式中,  $\hat{f}$  为正常环境光照情况下大于所设定阈值的像素集和,  $u$  为参考环境噪声所设定的阈值, 成像结果为图2(b)所示; 仿真被测目标在高反光环境中对应测量矩阵控制DMD微镜阵列以“0”状态成像

$$\hat{\mathbf{G}}_2 = \begin{cases} \hat{f} - u, f > u \\ \hat{f} = 0, f \leq u \end{cases} \quad (18)$$

参考环境噪声设定合适的阈值, 结合式(18)函数集合使用matlab进行仿真, 得到图2(c)。

步骤2 构造窗口, 进行图像分块:

$$\hat{\mathbf{E}} = \mathbf{E} \& \mathbf{H} \quad (19)$$

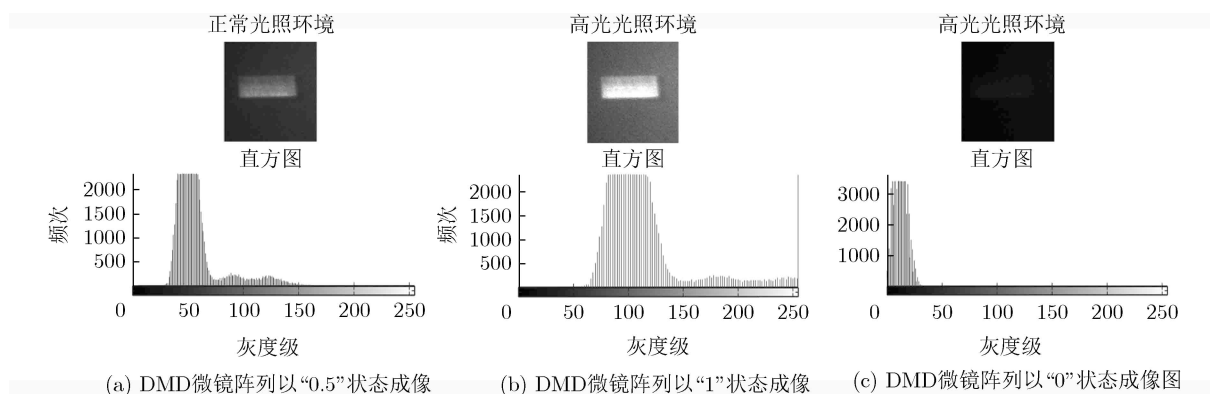


图2 不同环境下成像状态

以不含有饱和区域图像 $E$ 为例进行操作，分块图像数据效果如图3所示。

步骤3 通过Reshape函数将测量矩阵中的每一行行向量转换大小为 $b_l \times b_w$ 的子矩阵，子矩阵的元素个数与图2中的分块块数一致，空间位置对应；对所有的子矩阵进行元素置换：由于子矩阵中的元素0置换为图2(c)中同一空间位置的块像素，子矩阵中的元素0.5置换为图2(a)中的同一空间位置的块像素，子矩阵中的元素1置换为图2(b)中的同一空间位置的块像素，其中的一个子矩阵效果如图4所示。

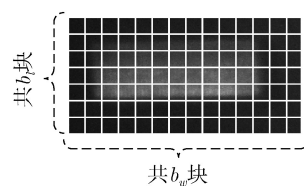


图3 图像分块

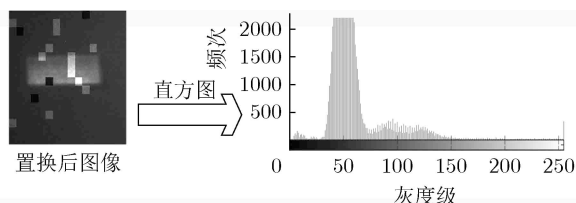


图4 CCD所采集含高反光图像

步骤4 将 $18 \times 20$ 的像素块作为一个单元进行操作，即 $n_l = 18, n_w = 20, b_l = 16, b_w = 16$ ，将得到的CCD所采集含高反光图像数据用基于压缩感

知高反光成像方法进行恢复，得到去高反光成像图如图5。

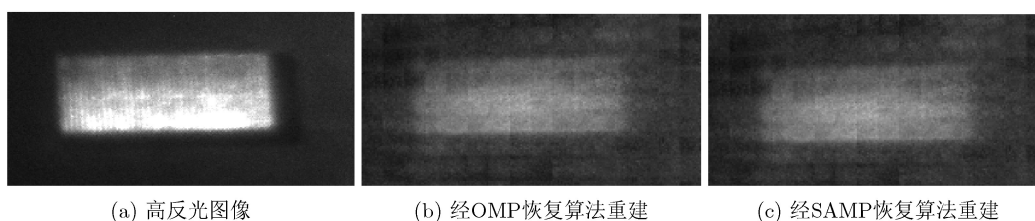


图5 去除成像中高亮区域效果

图5 (a)是带有高亮光区域的原始图像，图5 (b)、图5 (c)是设置采样率为50%去除高反光恢复图像，其中图5 (b)是正则化过程中使用OMP算法恢复的图像，图5 (c)是正则化过程中使用SAMP算法恢复的图像，设置不同的采样率分别对两种算法的进行误差分析：

表1中列出了不同采样率下压缩感知重建目标图像过程中OMP恢复算法和SAMP恢复算法的MSE和PSNR值。设定OMP算法的稀疏度 $K$ 值为采样率的40%，由不同的采样率下的MSE,PSNR可以看出：采样率为39%之前时，压缩感知使用OMP恢复算法在去除高反光成像中效果相对使用SAMP算法较好；

在采样率超过39%时，压缩感知使用SAMP恢复算法在去除高反光成像中效果相对OMP算法较好。

由图6 (a)、图6 (b)压缩感知不同恢复算法图

表1 不同采样率下两种恢复算法的MSE值与PSNR值

CS采样率	OMP算法		SAMP算法	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR
0.30	0.0158	66.1481	0.0166	65.9403
0.35	0.0150	66.3739	0.0154	66.2512
0.40	0.0143	66.5625	0.0142	66.6061
0.45	0.0139	66.7149	0.0135	66.8149
0.50	0.0136	66.7928	0.0133	66.9078

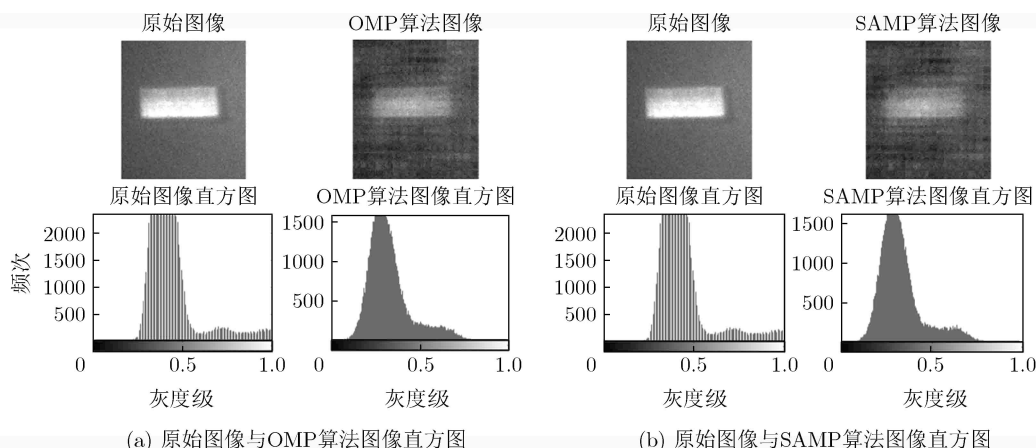


图6 压缩感知不同恢复算法去除饱和和光成像

像直方图可以看出无论OMP算法恢复的图像还是SAMP算法恢复的图像都不含有饱和像素；图6成像结果直方图验证了基于压缩感知高反光成像算法的实验可行性，同时也可以看出，压缩感知在去除饱和和光成像时采用不同的恢复算法会影响成像质量和成像精度以及去除饱和和像素的效果。

## 5 实验及分析

为验证算法在实际操作中的有效性，搭建压缩感知去除高反光成像系统，包括DMD(型号：TI-DLP4500；分辨率 $912 \times 1140$ )、透镜、光源、处理数据的计算机(品牌：戴尔；操作系统：Win7)，具体系统成像光路如图7。

实验中设定被测目标的分辨率为 $16 \times 16$ ，即信号长度为 $N=256$ ，设置最高采样率为50%，即 $M=128$ 。由于系统中DMD的分辨率为 $912 \times 1140$ ，为提高测量精度，减少系统误差，因此对DMD的

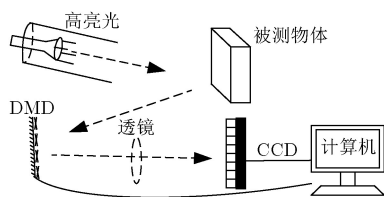


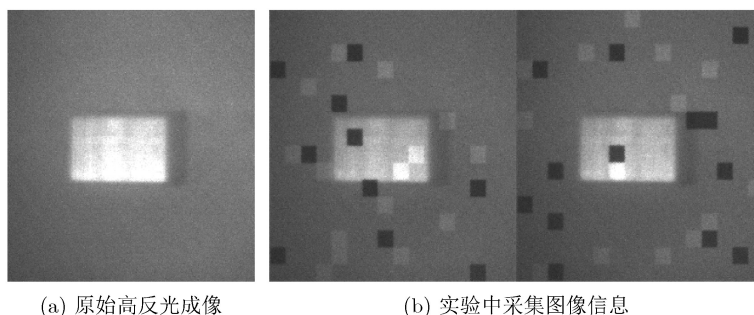
图7 压缩感知去饱和和光成像光路图

微镜阵列进行分块，将 $20 \times 18$ 个微镜元作为一个像素写入操作系统。实验中我们用强光照射反射性较强的金属切片，用CCD图像传感器采集含有高亮区域的被测目标成像。

设计具有高斯分布只含有0, 0.5, 1 3种元素的大小为 $128 \times 256$ 的测量矩阵，由测量矩阵的行向量控制DMD的翻转状态采集信息。图8(a)为在高亮光环境下或者正常环境中被测物体部分区域发生镜面反射时由CDD图像传感器采集的图像，图8(b)为压缩感知理论下测量矩阵不同的行向量控制下对被测目标的单次采样。

由仿真实验可知，在采样率高于39%采用SAMP算法在压缩感知去除饱和和光成像中重建效果比较好。CCD图像传感器直接采集的光学信息中含有大量的噪声，将采集图像进一步去噪处理后，使用基于压缩感知高反光成像方法成像结果和直方图如图9。

对比原始图像和基于压缩感知高反光成像图像可知，压缩感知去除高反光成像方法已经解决被测物体在高光照射下出现高亮区域的问题，而且能较完整的在重构图像上恢复被测物体的光学信息，具有很好的鲁棒性。对比直方图可以看出，原始图像灰度区域中缺少0~100之间的像素值，主要原因是在采集被测物体的光学图像时，有一部分亮度较低



(a) 原始高反光成像

(b) 实验中采集图像信息

图8 高亮光环境下采集的被测目标信息

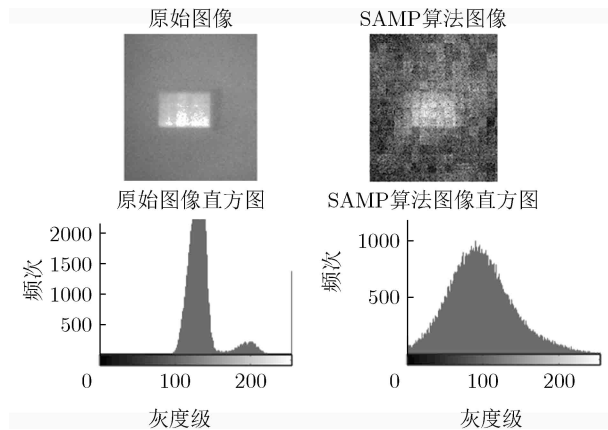


图9 原始图像和压缩感知高反光成像直方图

的恒定环境光噪声的影响。在实验的过程中要手动采集测量矩阵每一行控制DMD所产生的光学图像信息，耗时较长，因此在长时间的测量中光源的光强会有波动，致使被测目标反射的亮度会有变化，不可避免地增加了实验误差，影响了图像重建的质量和去除饱和区域的精准度，但也间接证明本文提出的基于压缩感知去除高亮光算法的普适性和稳定性。

## 6 结束语

通过对压缩感知在成像方面的研究，结合工业检测中金属表面存在高反射的问题，本文提出了一种基于压缩感知理论去除高亮光成像的方法。不同于压缩感知成像以往使用单像素传感器，本文使用CCD图像传感器采集图像信息，以像素为单位对实验数据进行操作，设定阈值，更准确地检验出图像饱和区，便于去除噪声和数据的恢复重建；用测量矩阵控制DMD微镜阵列成3种状态翻转更利于压缩感知成像中采集被测目标的全局信息，提高了成像鲁棒性。实验结果表明，本文结合压缩感知提出的去除高亮光成像方法降低了高光环境对被测目标成像的影响，以少量的采样值和较低的采样率完成了高反光成像，在直方图中饱和像素占比为0%，PSNR检测值为58.37 dB，为压缩感知在视觉检测中的进一步应用提供了新的方向。

## 参考文献

- [1] 赵首博, 曲兴华, 冯维, 等. 成像前光学调制系统的眩光测量[J]. 光电工程, 2016, 43(1): 13–17. doi: 10.3969/j.issn.1003-501X.2016.01.003.
- [2] 范剑英, 刘力源, 赵首博. 电机铜排表面毛刺缺陷检测技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 14–22. doi: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1804559.
- [3] ZHAO Shoubo, MA Mingyang, and GUO Cong. Accurate Pixel-to-Pixel alignment method with Six-Axis adjustment for computational photography[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2018, 10(3): 6802416. doi: 10.1109/jphot.2018.2839093.
- [4] JIANG Hongzhi, ZHAO Huijie, and LI Xudong. High dynamic range fringe acquisition: A novel 3-D scanning technique for high-reflective surfaces[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2012, 50(10): 1484–1493. doi: 10.1016/j.optlaseng.2011.11.021.
- [5] ZHAO Shoubo, ZHANG Fumin, QU Xinghua, et al. Removal of parasitic image due to metal specularly based on digital micromirror device camera[J]. *Optical Engineering*, 2014, 53(6): 063105. doi: 10.1117/1.oe.53.6.063105.
- [6] YAN Qingsen, ZHU Yu, and ZHANG Yanning. Robust artifact-free high dynamic range imaging of dynamic scenes[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(9): 11487–11505. doi: 10.1007/s11042-018-6625-x.
- [7] KALANTARI N K, SHECHTMAN E, BARNES C, et al. Patch-based high dynamic range video[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(6): No. 202. doi: 10.1145/2508363.2508402.
- [8] ZHAO Shoubo, LIU Liyuan, and MA Mingyang. Adaptive high-dynamic range three-dimensional shape measurement using DMD camera[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 67934–67943. doi: 10.1109/access.2019.2918843.
- [9] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306. doi: 10.1109/TIT.2006.871582.
- [10] ELDAR Y C, KUTYNIOK G. Compressed Sensing: Theory and Applications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2012: 1289–1306. doi: 10.1017/CBO9780511794308.
- [11] CANDÈS E J, ROMBERG J, and TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489–509. doi: 10.1109/TIT.2005.862083.
- [12] RISTOBAL-HUERTA A, POOT D H J, VOGEL M W, et al. Compressed sensing 3D-GRASE for faster high-resolution MRI[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2019, 82(3): 984–999. doi: 10.1002/mrm.27789.
- [13] ZHU Xiaoxiang and BAMLER R. Superresolving SAR tomography for multidimensional imaging of urban areas: Compressive sensing-based tomoSAR inversion[J]. *IEEE*

- Signal Processing Magazine*, 2014, 31(4): 51–58. doi: [10.1109/MSP.2014.2312098](https://doi.org/10.1109/MSP.2014.2312098).
- [14] 王伟, 胡子英, 龚琳舒. MIMO雷达三维成像自适应Off-grid校正方法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1294–1301. doi: [10.11999/JEIT180145](https://doi.org/10.11999/JEIT180145).
- WANG Wei, HU Ziyang, and GONG Linshu. Adaptive off-grid calibration method for MIMO radar 3D imaging[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(6): 1294–1301. doi: [10.11999/JEIT180145](https://doi.org/10.11999/JEIT180145).
- [15] 金艳, 周磊, 姬红兵. 基于稀疏时频分布的跳频信号参数估计[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(3): 663–669. doi: [10.11999/JEIT170525](https://doi.org/10.11999/JEIT170525).
- JIN Yan, ZHOU Lei, and JI Hongbing. Parameter estimation of frequency-hopping signals based on sparse time-frequency distribution[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(3): 663–669. doi: [10.11999/JEIT170525](https://doi.org/10.11999/JEIT170525).
- [16] FAZEL F, FAZEL M, and STOJANOVIC M. Random access compressed sensing for energy-efficient underwater sensor networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2011, 29(8): 1660–1670. doi: [10.1109/jsac.2011.110915](https://doi.org/10.1109/jsac.2011.110915).
- [17] 孙玉宝, 李欢, 吴敏, 等. 基于图稀疏正则化多测量向量模型的高光谱压缩感知重建[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(12): 2942–2948. doi: [10.3724/SP.J.1146.2014.00566](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2014.00566).
- SUN Yubao, LI Huan, WU Min, *et al.* Compressed sensing reconstruction of hyperspectral image using the graph sparsity regularized multiple measurement vector model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(12): 2942–2948. doi: [10.3724/SP.J.1146.2014.00566](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2014.00566).
- [18] LIAO Wenchao, HSIEH J, WANG Chengming, *et al.* Compressed sensing spectral domain optical coherence tomography with a hardware sparse-sampled camera[J]. *Optics Letters*, 2019, 44(12): 2955–2958. doi: [10.1364/OL.44.002955](https://doi.org/10.1364/OL.44.002955).
- [19] DUARTE M F, DAVENPORT M A, TAKHAR D, *et al.* Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 83–91. doi: [10.1109/msp.2007.914730](https://doi.org/10.1109/msp.2007.914730).
- [20] 余慧敏, 方广有. 压缩感知理论在探地雷达三维成像中的应用[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 12–16. doi: [10.3724/SP.J.1146.2009.00040](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2009.00040).
- YU Huimin and FANG Guangyou. Research on compressive sensing based 3D imaging method applied to ground penetrating radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(1): 12–16. doi: [10.3724/SP.J.1146.2009.00040](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2009.00040).
- [21] 庄佳衍, 陈钱, 何伟基, 等. 基于压缩感知的动态散射成像[J]. 物理学报, 2016, 65(4): 040501. doi: [10.7498/aps.65.040501](https://doi.org/10.7498/aps.65.040501).
- ZHUANG Jiayan, CHEN Qian, HE Weiji, *et al.* Imaging through dynamic scattering media with compressed sensing[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(4): 040501. doi: [10.7498/aps.65.040501](https://doi.org/10.7498/aps.65.040501).
- [22] LI Bo, LIU Falin, ZHOU Chongbin, *et al.* Mixed sparse representation for approximated observation-based compressed sensing radar imaging[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2018, 12(3): 035015. doi: [10.1117/1.JRS.12.035015](https://doi.org/10.1117/1.JRS.12.035015).
- [23] LI Yunhui, WANG Xiaodong, WANG Zhi, *et al.* Modeling and image motion analysis of parallel complementary compressive sensing imaging system[J]. *Optics Communications*, 2018, 423: 100–110. doi: [10.1016/j.optcom.2018.04.018](https://doi.org/10.1016/j.optcom.2018.04.018).
- 范剑英: 男, 1963年生, 教授, 硕士生导师, 研究方向为光电检测、数字图像与重建.
- 马明阳: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为压缩感知与数字信号处理.
- 赵首博: 男, 1985年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为精密光电测量、计算视觉成像.