

# 基于 CCD 图像传感器的压缩成像方法

张淑芳, 朱彬华, 李 瑞

天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072

**摘要** 压缩感知理论将信号采样和压缩同时进行,且采样频率远低于奈奎斯特频率,为低分辨率采样高分辨率成像提供了可能。为此,提出一种基于 CCD 图像传感器的压缩成像方法,利用 CCD 图像传感器模拟像素值串行输出不可重复使用的特点,对图像进行单次测量,构造半循环半随机测量矩阵对 CCD 图像传感器输出的模拟值进行压缩测量,基于增广拉格朗日法和交替方向法的最小全变分算法(TVAL3)算法解压缩重构图像。该成像方法测量矩阵的稀疏性较强,能较好地恢复原始图像,同时模拟/数字负担及量化编码的复杂度大大降低,成像系统结构简单,实用性强。仿真结果表明,所提成像算法重构的图像主客观质量较好。

**关键词** 成像系统; 压缩感知; CCD 图像传感器

**中图分类号** TN919.8      **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP54.111103

## Compressive Imaging Method Based on CCD Image Sensor

Zhang Shufang, Zhu Binhua, Li Rui

School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

**Abstract** The signal acquisition and compression can be made simultaneously and the signal sampling rate is much lower than the Nyquist frequency in the compressive sensing theory, which provides the possibility for high resolution imaging from low resolution sampling data. A compressive imaging method based on CCD image sensor is proposed. By using the unrepeatable characteristic of the serial output analog pixel value of the CCD image sensor in a single measurement, the semi cyclic and semi random measurement matrices are constructed to compress and measure the analog values outputted by CCD image sensor. Then the total variational algorithm based on augmented Lagrangian (TVAL3) arithmetic is used to decompress and reconstruct the image. This imaging method is good at measuring the sparsity of the matrices, and the original images can be well recovered. The proposed method can greatly alleviate the burden of analog digital and the complexity of quantization coding, which also has a simple structure and strong practicability. Simulation results show that the reconstructed image has better subjective and objective quality with the proposed method.

**Key words** imaging systems; compressive sensing; CCD image sensor

**OCIS codes** 110.3010; 100.3020; 100.2000

## 1 引 言

压缩感知理论以远低于奈奎斯特频率对信号采样,利用低维度空间的非相关测量来完成高维度稀疏信号的感知,实现高概率的信号重构<sup>[1-2]</sup>。它带来了信号采集理论的变革,将信号采样和压缩合并进行,有效降低了编码端的计算复杂度,为低分辨率采样高分辨率成像提供了可能,在图像处理、压缩成像、通信等领域具有广阔的应用前景<sup>[3-6]</sup>。

对于压缩感知成像系统国内外学者做了大量的研究<sup>[7-14]</sup>。2006年,Candes等<sup>[10]</sup>首次发表了关于压缩传感理论的学术报告,奠定了压缩传感理论的基础。美国 Rice 大学设计出的单像素相机<sup>[11]</sup>,利用数字显微镜

**收稿日期:** 2017-04-28; **收到修改稿日期:** 2017-06-12

**基金项目:** 国家自然科学基金(61101226)

**作者简介:** 张淑芳(1979—),女,博士,副教授,主要从事数字信号和图像处理、视觉信息质量评价方面的研究。

E-mail: shufangzhang@tju.edu.cn

器件(DMD)实现图像在伪随机二值模型上线性投影的光学计算,但是该系统需要单像素探测器多次对投影值进行测量,只适合应用于静态或者低速运动场景,无法应用于实时场景。Maryland 大学 Robucci 等<sup>[12]</sup>和瑞士联邦理工学院的 Jacques 等<sup>[13]</sup>先后提出了 CMOS 压缩感知成像方法,应用压缩感知理论对 CMOS 图像传感器(CIS)光电转换后的模拟电信号进行压缩计算,从而减轻了模拟/数字(A/D)模块的负担,但该方法对采样后电信号进行压缩计算,并没有从源头上解决海量数据采集的瓶颈。Duke 大学 DISP 小组通过多路小孔径光学透镜同时对同一场景采集若干个低分辨率图像,然后通过重构算法恢复出高分辨率图像<sup>[14]</sup>,该系统结构复杂、不易实现。

传统的信号采集和处理以香农采样定理为准则,其高速采样后经过 A/D 转换模块再对数据进行压缩,造成了采样资源的大量浪费。尤其是每一个像素采集都配置了图像传感器,额外增加了光电探测阵列和 A/D 转换的负担,并且编码复杂度较高。对于成像探测器昂贵的场合,减少光电探测器的个数能有效降低整个系统的制造成本。同时现有的压缩成像方法存在对原始图像多次利用、结构复杂、不易实现的缺点,只适用于静态、低速运动场景,无法应用于实时场景。

本文在上述内容基础上,提出一种在不改变 CCD 图像传感器原有成像机理的前提下,利用其串行输出模拟值不可重复使用的特点,对原始图像进行单次测量,构造半循环半随机测量矩阵对模拟量进行压缩测量,采用单孔径单次曝光的方式实现压缩感知成像系统的设计。从源头上解决冗余信息处理带来的低效率,提高采样效率,降低 CCD 图像传感器的功耗,再经过 A/D 转化模块,最终实现同分辨率的成像。该成像系统结构简单、效果较好,能用较少的 CCD 图像传感器对目标场景进行压缩采样,提高了有限噪声检测器的测量精度。成像过程复杂度低,可用于功率受限的情况,且容易实现,适用于快速运动的场景,适合实时动态成像。

## 2 传统压缩感知成像理论

### 2.1 压缩感知理论

如果信号在变换域中能用较少的非零系数表示,则信号在该变换域中是可压缩或稀疏的。信号具备稀疏性是利用压缩感知理论对信号实行压缩测量的必要条件。众所周知,常见的自然图像可以通过小波变换将其稀疏表示。实际应用中所获得的信号在多数情况下已经是稀疏信号,因此考虑长度为  $n$  的一维离散信号  $\mathbf{x}(\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{n \times 1})$ ,如果存在某组正交基  $\psi$ ,使得下式成立,则称  $\mathbf{x}$  在  $\psi$  上是  $k$  稀疏的。

$$\mathbf{x} = \psi \mathbf{s}, \quad (1)$$

式中  $\psi$  为正交基,  $\psi \in \mathbf{R}^{n \times n}$ ;  $\mathbf{s}$  是信号  $x$  在  $\psi$  上的系数向量,  $\mathbf{s}$  中仅有  $k$  个元素不为零,  $\mathbf{s} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 。

在此基础上,对信号  $\mathbf{s}$  进行压缩采样,得到观测信号  $\mathbf{y}$ ,其过程可表示为

$$\mathbf{y} = \phi \mathbf{x} = \phi \psi \mathbf{s}, \quad (2)$$

式中  $\phi$  为  $M \times N$  ( $N = n \times n$ ) 维随机测量矩阵,只有随机测量矩阵满足约束等距特性(RIP)<sup>[15]</sup>,才能保证后端信号的恢复效果。因此,以上问题可以转化为通过求解  $l_1$ -范数下的最优化问题,即

$$\bar{\mathbf{s}} = \arg \min \|\mathbf{s}\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \phi \psi \mathbf{s}. \quad (3)$$

于是可得到  $\mathbf{x}$  的精确或近似逼近  $\hat{\mathbf{x}}$ ,即

$$\hat{\mathbf{x}} = \psi \bar{\mathbf{s}}, \quad (4)$$

式中  $\hat{\mathbf{x}}$ 、 $\bar{\mathbf{s}}$  为  $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{s}$  的精确或近似逼近。

### 2.2 传统压缩感知成像方法

传统的压缩成像方法主要有串行和并行两种方式。串行压缩测量成像利用压缩感知理论对图像  $x$  进行基于块的压缩成像,采用  $\mathbf{x}_k$  表示待压缩的第  $k$  个  $n \times n$  的图像块,是  $n^2 \times 1$  的列向量,  $\phi$  表示  $M \times N$  的测量矩阵,  $\mathbf{y}_k = (y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{kM})^T$  表示观测向量,则有  $\mathbf{y}_k = \phi \mathbf{x}_k$ ; 而并行压缩测量采用多孔径微镜阵列在焦平面上得到  $M$  个相同图像,  $\mathbf{x}_{ki} (i=1, 2, \dots, M)$  表示第  $i$  个图像中第  $k$  个  $n \times n$  的图像块,对  $\mathbf{x}_{ki}$  的压缩采样过程可表示为测量矩阵  $\phi$  中相应索引的行向量  $\phi_i (i=1, 2, \dots, M)$  对图像块  $\mathbf{x}_{ki}$  的投影,即计算  $\mathbf{x}_{ki}$  和各个观测向量  $\phi_i$  之间的内积,得到测量值  $y_{ki} (i=1, 2, \dots, M)$ ,即  $y_{ki} = \phi_i \mathbf{x}_{ki}$ 。对单幅图像进行分块压缩成像时,需要对行向量  $\phi_i$  进行  $M$  次调整才能得到  $M$  个测量值;而对多通道采集影像进行压缩成像时,不需要对  $\phi_i$  进

行调整,一次曝光就能得到  $M$  个测量值。

传统的串并行压缩成像方法都是对原始图像块进行多次利用。前者牺牲时间来完成多次测量,只适用于对静态图像的压缩测量;后者通过多孔径的方式获得多幅相同大小的原始图像,但是需要在现有的探测器前端添加编码掩模等工艺,改变了现有图像传感器的内部机理,增加了光路的复杂度和硬件成本。

### 3 基于 CCD 图像传感器的压缩成像方法

针对上述传统压缩感知方法需要对原始图像多次测量和改变图像传感器内部机理的较高复杂度和成本的缺陷,本文提出一种只需对原始图像单次测量,利用 CCD 图像传感器模拟像素值串行输出不可重复使用的特点,构造类低密度奇偶校验码(LDPC)测量矩阵对 CCD 图像传感器输出的模拟值进行压缩测量,在重构端对压缩测量值顺序重排列,并采用基于块的基于增广拉格朗日法和交替方向法的最小全变分(TVAL3)算法重构原始图像。

#### 3.1 CCD 图像传感器的工作原理

目前常用的图像传感器有 CCD 和 CMOS 两种,在相同像素下 CCD 的成像通透性更好,并且其动态范围大、灵敏度和几何度高、光谱响应宽、噪声低,便于进行数字化处理和计算机连接,广泛应用于图像采集领域。

CCD 图像传感器的工作过程分为以下几个阶段:1) CCD 通过光线照射产生和存储电荷;2) 外加特定时序的脉冲将 CCD 产生的电荷定向传输;3) 将传输到输出级的电荷转化为电压。其输出信号具有以下特点:1) 信号输出是模拟电压值;2) 模拟电压值在压缩测量时不可以被重复使用;3) 输出方式是按行逐个输出。

#### 3.2 基于 CCD 图像传感器的压缩成像方法

针对 CCD 图像传感器输出信号的特点,提出一种基于 CCD 图像传感器的压缩感知成像方法,其压缩成像过程如图 1 所示,在 CCD 图像传感器的输出端,直接对模拟电压值进行压缩测量,再进行 A/D 转换,大大减轻了 A/D 转换的负担,在重构时对压缩测量进行重排序,并基于 TVAL3 按块进行重构。

上述压缩过程可描述为

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\phi}\mathbf{X} + \mathbf{N}, \quad (5)$$

式中  $\mathbf{Y}$  表示测量值,  $\boldsymbol{\phi}$  表示测量矩阵,  $\mathbf{X}$  代表原始图像信号,  $\mathbf{N}$  代表在压缩测量过程中出现的干扰。从(5)式中不难推测出:要实现对原始图像每个像素值只利用一次就完成压缩测量,构造选取合适的测量矩阵是至关重要的问题。

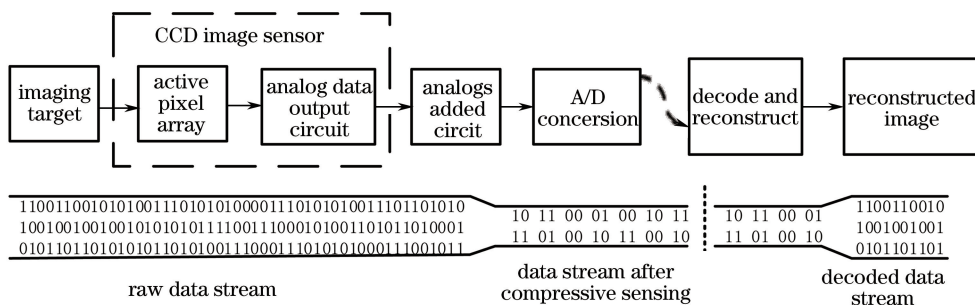


图 1 基于 CCD 图像传感器的压缩感知成像过程

Fig. 1 Compressive sensing imaging process based on CCD image sensor

#### 3.2.1 测量矩阵的构造和选取

假设(5)式中  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ ,  $\boldsymbol{\phi} = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m)^T$ ,  $\boldsymbol{\phi}_i = (\phi_{i1}, \phi_{i2}, \dots, \phi_{in})^T$ ,  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ , 则(5)式可转化为

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \cdots & \phi_{1n} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \cdots & \phi_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{m1} & \phi_{m2} & \cdots & \phi_{mn} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}. \quad (6)$$

在(6)式的压缩测量过程中,要求图像信号  $\mathbf{X}$  中每个像素值仅利用一次,这就要求测量矩阵具有以下特点:1) 每行出现“1”的个数相等且相邻出现;2) 每列有且仅有一个“1”。

LDPC 码是在现代的通信系统中最为重要的线性分组码之一,LDPC 码的校验矩阵具有很大稀疏性和很好的正交性,即校验矩阵中“0”的数目远远大于“1”的数目,校验矩阵列相关性很小。Lu 等<sup>[16]</sup>将 LDPC 矩阵应用于压缩感知系统中,与常见的高斯随机矩阵的稀疏矩阵进行对比,结果表明,LDPC 矩阵的恢复效果更优秀。文献[17]中提出一种类 LDPC 矩阵,该矩阵在 0.5 采样率及以下具有半循环的特点,矩阵形式如图 2(a)所示,根据矩阵中每两行中“1”所在的位置将其命名为 Z 型矩阵。结合本文提出的基于 CCD 图像传感器的压缩成像方法,对 0.5 采样率条件下矩阵进行改进,构造出另外三种 L 型、倒 N 型和 U 型半循环半随机矩阵,如图 2(b)~(d)所示,该矩阵满足对 CCD 输出的模拟量不重复使用的压缩测量条件。

由于将测量矩阵列向量的相关值能和 RIP 特性联系起来可以计算该矩阵的相干值非零比率,并衡量测量矩阵的好坏,因此,通过对  $256 \times 1$  信号进行采样,计算 0.5 采样率条件下 4 种矩阵列向量相干值非零比率发现,L 型矩阵列向量相干值非零比最大,其他 3 种矩阵比值一样,其相干值非零比率如表 1 所示。

$$\begin{array}{cccc} \text{(a)} \begin{bmatrix} 1100 \cdots 0000 \\ 0011 \cdots 0000 \\ \vdots \\ 0000 \cdots 1100 \\ 0000 \cdots 0011 \end{bmatrix} & \text{(b)} \begin{bmatrix} 1000 \cdots 0000 \\ 0111 \cdots 0000 \\ \vdots \\ 0000 \cdots 1000 \\ 0000 \cdots 0111 \end{bmatrix} & \text{(c)} \begin{bmatrix} 1010 \cdots 0000 \\ 0101 \cdots 0000 \\ \vdots \\ 0000 \cdots 1010 \\ 0000 \cdots 0101 \end{bmatrix} & \text{(d)} \begin{bmatrix} 1001 \cdots 0000 \\ 0110 \cdots 0000 \\ \vdots \\ 0000 \cdots 1001 \\ 0000 \cdots 0110 \end{bmatrix} \end{array}$$

图 2 半循环半随机矩阵。(a) Z 型矩阵;(b) L 型矩阵;(c) 倒 N 型矩阵;(d) U 型矩阵

Fig. 2 Semi cyclic and semi random matrices. (a) Z-matrix; (b) L-matrix; (c) inversed N-matrix; (d) U-matrix

表 1 0.5 采样率下相干值非零比率

Table 1 Nonzero ratio of coherence value in 0.5 sampling rate

Matrix type	Z-matrix	L-matrix	Inversed N-matrix	U-matrix
Nonzero rate of coherence value / %	0.39	0.58	0.39	0.39

### 3.2.2 成像系统分块重构方法

常用的重构算法有基于最小全变分法(TV)的重构算法,其重构质量较好,但重构过程中不能充分利用图像块与块之间的相关性,并且重构速度较慢。2009 年,Li<sup>[18]</sup>在此基础上提出了基于最小全变分法的 TVAL3 算法,将增广拉格朗日函数和全变分法两者相结合来进行图像压缩重建,有效提升了重建速度,并且重建图像的峰值信噪比(PSNR)值得到了明显提高,其重建公式为

$$\min_{\mu \in \mathbf{R}^n} \sum \| \mathbf{D}_i \mu \|_p, \text{ s.t. } A\mu = b, \mu \geq 0, \quad (7)$$

式中  $p=1$  或  $2$ ,代表 1 范数或 2 范数, $\mathbf{D}_i \mu$  为像素  $i$  处  $\mu$  的离散梯度向量。在图像重建的过程当中,要充分考虑像素与像素之间的相关性。由于 CCD 图像传感器是按行串行输出,则经压缩测量和 A/D 转换后也是按行输出的,因此图像重构也按行进行,即将原始图像按行/列压缩和图像重构。其重构效果如图 3 所示,图 3(a)和(b)分别为以行或以列为单位进行压缩和重构图像,可以看出按行/列压缩和重构效果较差,这是由于按行进压缩和重构忽略了图像间的列相关性,按列进行压缩和重构忽略了行的相关性,所以按行/列压缩和重构方法显然不可行。因此,寻找图像行与块之间的内在联系,将图像按行压缩、按块重构,重构效果如图 3(c)所示。

重构过程中数据分块如图 4 所示,其中图 4(a)为原始数据,图 4(b)为压缩后的数据。图 4 中,假设原始图像的大小为  $8 \times 8$ ,将整个像素矩阵在 0.5 采样率的测量矩阵下按行压缩得到如图 3(b)所示的数据,即将图 4(a)中各行的数据两两相加,同时将图 3(a)按照  $4 \times 4$  大小分块进行压缩。在解码端,基于块进行重构时,需要按照图 3(b)的顺序,将压缩测量值按原始图像数据分成相应的块,通过基于块的 TVAL3 算法进行

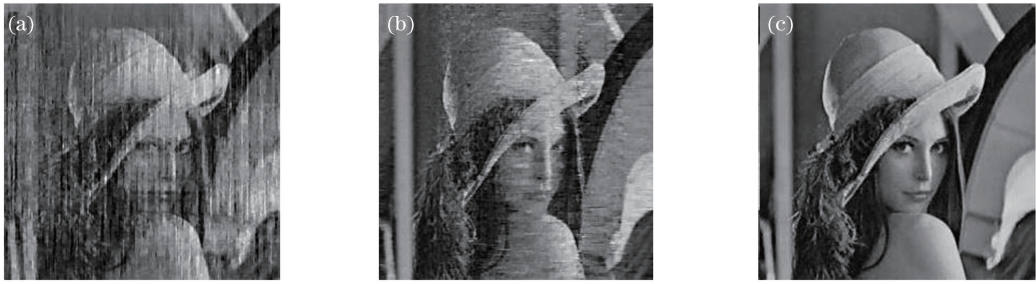


图 3 3 种重构方式效果图。(a)以行为单位;(b)以列为单位;(c)以块为单位

Fig. 3 Reconstruction effect diagrams in three ways. (a) In lines; (b) in columns; (c) in blocks

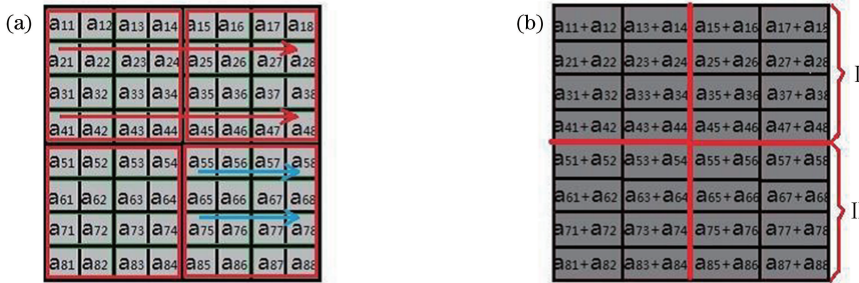


图 4 图像重构数据分块示意图。(a)原始数据;(b)压缩后数据

Fig. 4 Data blocks diagram of image reconstruction. (a) Raw data; (b) compressed data

图像重构。因此,只要图像分块大小合理,就能按行压缩、按块重构。

对压缩后的图像进行重构的流程如图 5 所示。其中重构图像的大小为  $N \times N$ ,分块大小为  $M \times M$ , $N$  能被  $M$  整除, $K = N/M$ , $i$  为第  $i$  行数据( $i \leq N$ ), $j$  为第  $j$  个图像块( $j \leq K$ ),其中  $i$ 、 $j$  的初始值分别为 1 和 0。

步骤 1:获取图像数据。在重构端获取第  $i$  行的数据,令  $i=1$ 。

步骤 2:判断  $i$  是否小于  $M+Mj$ 。若  $i < M+Mj$ ,表示一个块行的数据没有完整获取,令  $i=i+1$ ,重复步骤 1;若  $i = M+Mj$ ,表示获取到完整的块行数据。

步骤 3:重构图像。基于 TVAL3 算法对整个块行进行分块重构,恢复一个块行的图像,令  $j=j+1$ 。

步骤 4:若  $i < N/M$ ,表示图像重构还未完成,转到步骤 1 重新开始执行;若  $i = N/M$ ,表示图像重构完成。

步骤 5:结束整个流程。

## 4 仿真结果与分析

CCD 图像探测器模块是由大量的光电转换单元构成,一个像素单元对应一个光电转换单元。CCD 内部电路在正常工作时主要产生两类噪声:1) CCD 探测器自身携带的噪声,如转移噪声、暗电流噪声以及散粒噪声;2) CCD 内在电路带来的噪声,如中间电路的串扰、反射噪声和电阻热噪声等。对 CCD 图像传感器的噪声分析得到噪声功率近似为  $3.12 \times 10^{-5}$  W,为此,在 MATLAB 中引入信号强度为 1.5 dB 的高斯白噪声。为了考察不同噪声强度对重构结果的影响,将噪声分成四个等级 0,1,2,3(0 表示无噪声,1 表示输出噪声强度为 0.8 dB,2 表示输出噪声强度为 1.6 dB,3 表示输出噪声强度为 2.4 dB)。

为分析分块大小对重建效果的影响,选用 Lena 图像作为测试图像,采样率为 0.5,无噪声,按分块大小为  $8 \times 8$ 、 $16 \times 16$  和  $32 \times 32$ ,利用 Z 型矩阵、L 型矩阵、倒 N 型矩阵和 U 型矩阵作为测量矩阵,利用上述基于 TVAL3 的重构算法进行原始图像的重构,其重构图像的 PSNR 如表 2 所示。

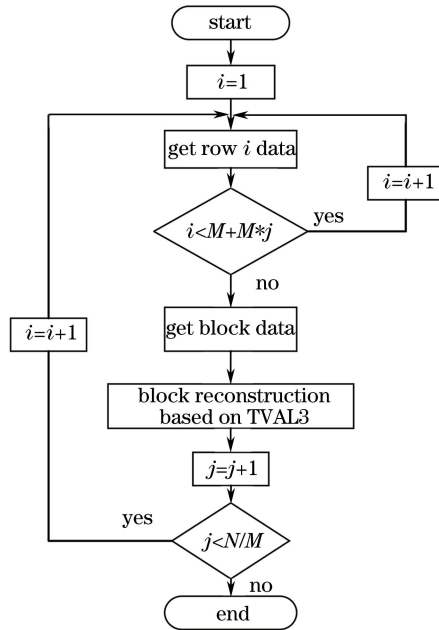


图 5 重构流程

Fig. 5 Flow chart of reconstruction

表 2 4 种矩阵重构结果 PSNR 对比

Table 2 Comparison of image reconstruction PSNR by four matrices

Matrix	Block size		
	$8 \times 8$	$16 \times 16$	$32 \times 32$
Z-matrix	35.03	36.01	36.73
L-matrix	37.46	37.67	37.70
Inversed N-matrix	36.19	36.49	36.62
L-matrix	35.57	35.96	36.20

由表 2 可以看出,采样率相同条件下,分块大小  $16 \times 16$  和  $32 \times 32$  的 PSNR 值相差不大,但  $32 \times 32$  的分块方式重构需要更多时间(具体与所用计算机的配置有关)。在 0.5 采样率下,L 型矩阵在 3 种分块大小下的重构效果的 PSNR 值要明显高于其他 3 种矩阵,比 Z 型半随机半循环矩阵的 PSNR 值要高出 1 dB,倒 N 型矩阵的重构效果略好于 U 型矩阵,这是由于 L 型矩阵相干值非零比率为 0.58%,高出其他 3 种矩阵约 0.2%。其主观效果如图 6 所示。



图 6 4 种矩阵重构效果。(a) Z 型矩阵;(b) L 型矩阵;(c)倒 N 型矩阵;(d) U 型矩阵

Fig. 6 Reconstruction effects with four matrices. (a) Z-matrix; (b) L-matrix; (c) inversed N-matrix; (d) U-matrix

为进一步说明基于 CCD 图像传感器的压缩成像方法的压缩重建效果,在仿真时加上 CCD 图像传感器的噪声模型,考虑不同等级噪声和本文构造的 3 种不同的矩阵对不同测试图像的影响。表 3 是分块大小为  $16 \times 16$ ,采样率为 0.5 时的仿真结果。由表 3 可知,在相同采样率下(取 0.5),PSNR 值随着噪声等级的提高而减小;在噪声等级一定时,PSNR 值随着采样率的升高而增大。

表 3 不同等级噪声、不同测量矩阵对不同测试图像重构效果

Table 3 Reconstruction effects of different test images in different noise levels and measurement matrices dB

Test image	Measurement matrix	Noise level			
		0	1	2	3
Lena	Z-matrix	36.00	35.59	34.61	33.55
	L-matrix	37.63	37.29	36.39	35.21
	Inversed N-matrix	36.49	36.16	35.32	34.33
	U-matrix	35.96	35.73	35.08	34.23
Butterfly	Z-matrix	34.69	34.43	33.77	33.00
	L-matrix	36.13	35.88	35.23	34.31
	Inversed N-matrix	35.02	34.78	34.21	33.43
	U-matrix	34.38	34.23	33.82	33.20
Cameraman	Z-matrix	35.69	35.34	34.53	33.54
	L-matrix	36.38	36.15	35.46	34.54
	Inversed N-matrix	35.40	35.21	34.62	33.83
	U-matrix	35.37	35.19	34.65	33.90

## 5 结 论

以压缩感知理论为基础,根据 CCD 图像传感器的输出像素模拟值不可重复使用的特点,对图像单次测量,结合 0.5 采样率下的半循环半随机测量矩阵,构造出 L 型、倒 N 型和 U 型三种半循环半随机测量矩阵,提出像素值单次使用的压缩成像方法,采用基于块的 TVAL3 算法进行重构,大大减轻后端 A/D 的负担及量化编码的复杂度,成像系统结构简单,复杂度较低。该算法利用 MATLAB 语言进行仿真实验,结果表明,该方法重构图像质量较好,不需要改变 CCD 图像传感器的内部结构,实用性强。

## 参 考 文 献

- [1] Li Y, Li Q, Hu J, *et al.* Compressive sensing algorithm for 2D reconstruction of THz digital holography[J]. Chinese Optics Letters, 2015, 13(S1): S11101.
- [2] Sha M, Liu J, Li X, *et al.* Holographic display based on compressive sensing[J]. Chinese Optics Letters, 2014, 12(6): 060023.
- [3] Cao X, Sang X, Chen Z, *et al.* Fresnel hologram reconstruction of complex three-dimensional object based on compressive sensing[J]. Chinese Optics Letters, 2014, 12(8): 080901.
- [4] Wang Qi, Ma Lingling, Tang Lingli, *et al.* Hyperspectral compressive sensing reconstruction based on spectral sparse model[J]. Journal of Infrared Millimeter Waves, 2016, 35(6): 723-730.  
汪琪, 马灵玲, 唐伶俐, 等. 基于光谱稀疏模型的高光压缩感知重构[J]. 红外与毫米波学报, 2016, 35(6): 723-730.
- [5] Tang Chaoying, Chen Yueting, Li Qi, *et al.* Adaptive temporal compressive sensing for video based on signal correlation[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 1010001.  
唐超影, 陈跃庭, 李奇, 等. 基于信号相关性的自适应时域视频压缩感知重建方法[J]. 光学学报, 2016, 36(10): 1010001.
- [6] Wang Lei, Ma Yanpeng, Yao Bo, *et al.* Compressed imaging experiments based on gradient projection algorithm reconstruction and image quality assessment[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(12): 121101.  
汪磊, 马彦鹏, 姚波, 等. 基于梯度投影算法重构的压缩成像实验及质量评价[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(12): 121101.
- [7] Ouyang Yao, Chen Jing. Compressive imaging system based on parallel visible light focal plane [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(2): 021102.  
欧阳瑶, 陈靖. 并行可见光焦平面压缩成像系统[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(2): 021102.
- [8] Bai Yinbuhe, Lü Xiaodong, Li Genquan, *et al.* Optical interference double gray image encryption system based on compressive sensing[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(4): 041002.

- 白音布和, 吕晓东, 李根全, 等. 基于压缩感知的光学干涉双灰度图像加密系统[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(4): 041002.
- [9] Weng Jiawen, Qin Yi, Yang Chuping, *et al.* Reconstruction of single low-coherence digital hologram by compressive sensing[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(10): 100901.  
翁嘉文, 秦怡, 杨初平, 等. 单幅弱相干光数字全息图的压缩感知重建[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(10): 100901.
- [10] Candes 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.
- [11] Duarte M F, Davenport M A, Takbar D, *et al.* Single-pixel imaging via compressive sampling[C]. *IEEE Signal processing magazine*, 2008, 25(2): 83-91.
- [12] Robucci R, Chiu L K, Gray J, *et al.* Compressive sensing on a CMOS separable transform image sensor[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, IEEE, 2010: 5125-5128.
- [13] Jacques L, Vanderghenst P, Bibet A, *et al.* CMOS compressed imaging by random convolution [C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, IEEE, 2009: 1113-1116.
- [14] Pitsianis N P, Brady D J, Portnoy A, *et al.* Compressive imaging sensors[C]. *SPIE*, 2006, 6232: 62320A.
- [15] Candes E J, Romberg J K, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. *Communications on Pure & Applied Mathematics*, 2005, 59(8): 1207-1223.
- [16] Lu W, Kpalma K, Ronsin J. Sparse binary matrices of LDPC codes for compressed sensing[C]. *Data Compression Conference*, 2012, 58(5): 405-415.
- [17] Tian Peipei. Design of measurement matrices based on compressed sensing and the applications of the matrices in image system[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014.  
田沛沛. 基于压缩感知的测量矩阵设计及在成像系统中应用[D]. 天津: 天津大学, 2014.
- [18] Li C. An efficient algorithm for total variation regularization with applications to the single pixel camera and compressive sensing[D]. Houston: Rice University, 2009.