

文章编号 1004-924X(2016)11-2821-09

## 粒子群优化结构测量矩阵的遥感压缩成像

陶会锋<sup>1,2\*</sup>, 杨 星<sup>1,2</sup>, 陈 杰<sup>3</sup>, 凌永顺<sup>1,2</sup>, 殷松峰<sup>1,2</sup>

1. 电子工程学院 脉冲功率激光技术国家重点实验室, 安徽 合肥 230037;
2. 电子工程学院 红外与低温等离子体安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230037;
3. 安徽建筑大学 电子与信息工程学院, 安徽 合肥 230601)

**摘要:**针对块循环测量矩阵应用于遥感压缩成像存在图像重构性能不理想的问题, 本文把粒子群智能优化算法引入到块循环矩阵优化中, 实现了在保持矩阵结构不变的同时对块循环矩阵的优化。首先以相关系数的 Welch 界为阈值约束 Gram 矩阵非对角元素构造目标矩阵; 然后以 Gram 矩阵逼近目标矩阵的方式建立目标函数, 将优化对象改为构造块循环矩阵的自由元向量。为提高优化效率, 文中采用权重自适应更新的方式提高粒子搜索能力。开展了相关重构对比实验, 结果表明, 优化后的块循环测量矩阵在保持矩阵结构的同时, 降低了与稀疏变换矩阵的相关性, 其与稀疏变换矩阵的最大相关系数、平均相关系数和阈值平均相关系数分别降低了 0.027 3、0.017 5 和 0.004 6, 得到的结果显示优化的块循环矩阵提高了图像的重构性能。

**关键词:** 遥感图像; 压缩成像; 图像重构; 块循环矩阵; 粒子群优化

**中图分类号:** TP751 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162411.2821

## Structured measurement matrix by particle swarm optimization for remote sensing compressive imaging

TAO Hui-feng<sup>1,2\*</sup>, YANG Xing<sup>1,2</sup>, CHEN Jie<sup>3</sup>, LING Yong-shun<sup>1,2</sup>, YIN Song-feng<sup>1,2</sup>

1. State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China;
  2. Key Laboratory of Infrared and Low Temperature Plasma of Anhui Province, Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China;
  3. Department of Electronics and Information Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China)
- \* Corresponding author, E-mail: taohfeei@163.com

**Abstract:** For non-ideal image construction performance of a block circulant matrix in remote sensing compressive imaging, this paper introduces the particle swarm optimization intelligent algorithm into optimizing the block circulant matrix, meanwhile maintaining the matrix structure. Firstly, the Welch bound of a correlation coefficient is taken as a threshold value to restrain the off-diagonal entries of the Gram matrix and to build a target matrix. Then, the objective function is established by making the

收稿日期: 2016-07-14; 修订日期: 2016-09-09.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61503394); 安徽省自然科学基金资助项目 (No. 1408085QF131, No. 1508085QF121); 安徽高等学校自然科学研究项目 (No. KJ2015ZD14, No. KJ2016A149)

Gram matrix approach the target matrix, and the optimized variable is replaced as the free entries to compose the block circulant matrix. To improve the optimized efficiency, the weight adaptive update is used to improve the partial search capacity. A construction comparison experiment is carried out, the results show that the correlation properties of the block circulant matrix with the sparse transform matrix has been reduced while maintaining the matrix structure, and the coefficients for maximum correlation, average correction and threshold average correction have been reduced by 0.027 3, 0.017 5 and 0.004 6, respectively. These results show the image construction performance is improved by optimized block circulant matrix.

**Key words:** remote sensing image; compressive imaging; image reconstruction; block circulant matrix; particle swarm optimization

## 1 引 言

信息时代,随着信息需求量的与日俱增,高空间、时间和光谱分辨率的图像获取成为遥感成像的重要发展趋势。由于成像系统硬件的限制和数据传输、处理的压力,基于 Nyquist 采样定理的信息获取方式用于高分辨率遥感成像系统时存在难以突破的瓶颈<sup>[1-2]</sup>。压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论<sup>[3]</sup>的提出为遥感信息获取提供了新的解决方案。基于 CS 理论的压缩成像技术通过对光参量进行调制,能以较少数据采样量恢复出高分辨率图像,实现采样、压缩和数据处理一体化。通过选用不同光调制器件,目前已发展了多种压缩成像系统和模型,如单像素相机<sup>[4]</sup>、偏振光压缩成像<sup>[5]</sup>、压缩编码孔径成像<sup>[6]</sup>以及高光谱压缩成像<sup>[7]</sup>等。

测量矩阵是 CS 理论的核心,其能否在保证图像重构性能的同时兼顾实时性一直是制约 CS 理论走向实用化的重要因素。高斯随机矩阵能够以较大概率满足有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)<sup>[8]</sup>,其作为测量矩阵具有很强的普适性。但是高斯随机矩阵中自由元素太多,不利于硬件实现,同时其存储要求高和计算复杂,并不适合应用于实际遥感压缩成像。Marcia 等根据压缩编码孔径的成像机理,提出将易于硬件实现的块循环矩阵(Block Circulant Matrix)<sup>[5]</sup>作为测量矩阵,但块循环测量矩阵的重构性能还不理想。为缓解这一矛盾,一种有效的

措施是对块循环测量矩阵进行优化,降低其与稀疏变化矩阵的相关性。

针对随机测量矩阵的优化问题,国内外学者已提出很多相关算法:如 Elad 将 Gram 矩阵中非对角元素线性收缩至限定阈值<sup>[9]</sup>; Abolghasemi 等提出的等角紧框(Equiangular Tight Frame, ETF)方法<sup>[10]</sup>; Zheng 等提出基于拟牛顿法的优化方法<sup>[11]</sup>等。这些方法主要是基于 Gram 矩阵的确定性迭代优化,计算过程相对繁琐,同时需要优化问题满足严格的数学性质(如连续、可导),从而限制了优化对象的选择。这些方法用于具有特定结构的块循环矩阵优化时,容易破坏矩阵结构,从而影响其实用性能。基于此,本文把粒子群智能优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法引入到块循环矩阵优化中,而优化对象则变为构造矩阵的自由元向量,以 Welch 界为阈值约束 Gram 矩阵非对角元素来构造目标矩阵,以 Gram 矩阵逼近目标矩阵的方式建立目标函数。为提高优化效率,文中采用权重自适应更新的方式提高粒子搜索能力。通过实验验证了优化测量矩阵的重构性能。

## 2 遥感压缩成像块循环测量矩阵编码

遥感压缩成像是通过在光学系统中添加光调制器件(如数字微镜元件(Digital Micromirror Device, DMD),编码孔径(Coded Aperture)和空间光调制器等)对光参量进行调制以实现压缩采样。其结构示意图如图 1 所示。

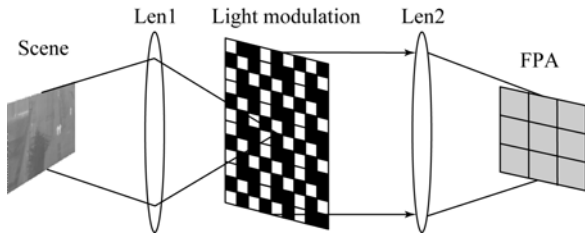


图 1 遥感压缩成像示意图

Fig. 1 Schematic diagram of remote sensing compressive imaging

设光调制器的点扩散函数为  $h$ , 则场景  $\mathbf{X}$  的编码模型为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} = \text{Vec}(\mathbf{D}(h * \mathbf{X})), \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{A}$  是测量矩阵,  $\mathbf{x}$  是场景  $\mathbf{X}$  的向量化表示,  $\mathbf{y}$  是测量数据,  $\text{Vec}(\cdot)$  是向量化算子,  $\mathbf{D}$  是降采样矩阵。这里虽然未考虑光通过透镜 Len1 和 Len2 的线性变换, 但对光参量调制过程的分析无影响。

可通过傅里叶变化将式(1)中卷积运算转换为频域运算:

$$\text{Vec}(h * \mathbf{X}) = \mathbf{\Gamma}^{-1} \mathbf{C}_H \mathbf{\Gamma} \mathbf{x}, \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{F} \otimes \mathbf{F}$ , 表示离散傅里叶变换矩阵 Kronecker 积;  $\mathbf{C}_H$  是对角元素为  $\mathbf{\Gamma} \mathbf{H}$  的对角矩阵。此时:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{D}(\mathbf{\Gamma}^{-1} \mathbf{C}_H \mathbf{\Gamma}) \mathbf{x} = \mathbf{D}(\mathbf{R}) \mathbf{x}. \quad (3)$$

如果忽略下采样矩阵的影响, 由式(3)可知, 压缩成像的测量矩阵:

$$\mathbf{A} = \mathbf{\Gamma}^{-1} \mathbf{C}_H \mathbf{\Gamma}. \quad (4)$$

由于  $\mathbf{\Gamma}$  具有对角化循环结构, 由矩阵运算可知  $\mathbf{A}$  具有块循环结构。文献[12-13]指出块循环矩阵能够以一定概率满足 RIP, 本文用于指导光调制器的设计, 从而实现光参量编码。其数学形式:

$$\mathbf{\Phi} = \begin{pmatrix} \Phi_k & \Phi_{k-1} & \cdots & \Phi_2 & \Phi_1 \\ \Phi_1 & \Phi_k & \cdots & \Phi_3 & \Phi_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \Phi_{s-1} & \Phi_{s-2} & \cdots & \cdots & \Phi_s \end{pmatrix}, \quad (5)$$

$$\Phi_i = \begin{pmatrix} \varphi_q & \varphi_{q-1} & \cdots & \varphi_2 & \varphi_1 \\ \varphi_1 & \varphi_q & \cdots & \varphi_3 & \varphi_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \varphi_{q-1} & \varphi_{q-2} & \cdots & \cdots & \varphi_q \end{pmatrix}, \quad (6)$$

其中:  $s < k$ ,  $\Phi$  中子块  $\Phi_i$  具有循环矩阵结构。  $\Phi_i$  中自由元素  $\{\varphi_j\}_{j=1}^q$  服从一定的概率分布。整个块循

环矩阵的自由元个数  $O(k \times q) \ll O(M \times N)$ , 所以块循环矩阵存储所需内存较小。同时, 由于块循环矩阵具有独特结构, 可利用 FFT 实现快速运算<sup>[14]</sup>, 易于硬件实现, 同样可扩展应用于遥感视频<sup>[15]</sup> 和光谱遥感成像<sup>[13]</sup> 等多维数据获取。

### 3 基于粒子群的块循环测量矩阵优化

对块循环测量矩阵优化是提高其图像重构性能的一种有效措施, 针对现有测量矩阵优化方法容易破坏矩阵结构的问题, 本文提出了利用 PSO 智能算法对块循环测量矩阵进行优化。

#### 3.1 测量矩阵优化的目标函数

文献[9]指出通过降低测量矩阵与稀疏变换矩阵  $\Psi$  之间的相关性可以提高其重构性能。两者之间相关性等价于矩阵  $\mathbf{D} = \Phi\Psi \in R^{m \times n}$  各列之间归一化互相关系数的最大值, 即:

$$\mu_{\max}(\hat{\mathbf{D}}) = \max_{1 \leq i, j \leq n, i \neq j} (\hat{\mathbf{d}}_i^T \hat{\mathbf{d}}_j), \quad (7)$$

其中:  $\hat{\mathbf{D}}$  是矩阵  $\mathbf{D}$  的列归一化矩阵,  $\hat{\mathbf{d}}_i$  是矩阵  $\hat{\mathbf{D}}$  的列向量。定义 Gram 矩阵  $\mathbf{G} = \hat{\mathbf{D}}^T \hat{\mathbf{D}}$ ,  $\hat{\mathbf{D}}$  的最大互相关系数等价于 Gram 矩阵非对角元素绝对值的最大值, 即:

$$\mu_{\max} = \max_{1 \leq i, j \leq n, i \neq j} (\hat{\mathbf{d}}_i^T \hat{\mathbf{d}}_j) = \max_{1 \leq i, j \leq n, i \neq j} |g_{ij}|, \quad (8)$$

式中:  $g_{ij}$  为 Gram 矩阵中的元素。此时, 优化目标可转化为最小化 Gram 矩阵的非对角元素。

文献[10]提出一种理想的状态是令  $\mu_{\max} \rightarrow 0$ , 即使 Gram 矩阵无限逼近同维度单位矩阵。然而, 这是一种非常严格的约束条件, 计算收敛速度较慢。

根据编码理论中 Grassmanian 框架<sup>[16]</sup> 可知, 测量矩阵的优化等同于一组 Grassmanian 框架, 其目的是通过最小化最大互相关系数, 使所有投影向量包含相同冗余。互相关系数存在着一个下界, 即 Welch 界, 通过使测量矩阵与稀疏变换矩阵的互相关系数逼近 Welch 界, 可使每个测量值包含等量信息, 即测量值的信息熵达到最大。Welch 界<sup>[17]</sup> 定义为:

$$\mu_{\text{welch}} = \sqrt{\frac{n-m}{m(n-1)}}, \quad (9)$$

其中:  $n$  是稀疏变换矩阵中原子个数,  $m$  是测量数

据个数。

为提高收敛速度,本文利用 Welch 界阈值截断 Gram 矩阵非对角元素,定义新的目标矩阵  $\mathbf{H}$ :

$$\forall i, j, i \neq j, h_{ij} = \begin{cases} g_{ij}, & |g_{ij}| \leq \mu_{\text{welch}} \\ \mu_{\text{welch}} \cdot \text{sign}(g_{ij}), & |g_{ij}| > \mu_{\text{welch}} \end{cases}, \quad (10)$$

式中:  $h_{ij}$  为目标矩阵  $\mathbf{H}$  的元素。式(10)约束了  $\mathbf{H}$  矩阵的非对角元素,同时令  $\mathbf{H}$  矩阵对角元素为 1。

通过使 Gram 矩阵逼近新的目标矩阵,可建立优化目标函数为:

$$J = \|\mathbf{G} - \mathbf{H}\|_{\text{F}}^2, \quad (11)$$

式中:  $\|\cdot\|_{\text{F}}$  是 Frobenius 范数。优化过程就是通过最小化目标函数,取得最优测量矩阵。

式(7)定义的最大相关系数  $\mu_{\text{max}}$  只能反映测量矩阵与稀疏变换矩阵的局部相关性,为更好地评价测量矩阵的整体性能,引入平均相关系数和阈值平均相关系数:

$$\mu_{\text{av}} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{1 \leq i, j \leq n, i \neq j} |g_{ij}|, \quad (12)$$

$$\mu_{\text{th}} = \frac{\sum_{1 \leq i, j \leq n, i \neq j} (|g_{ij}| \geq th) \cdot |g_{ij}|}{\sum_{1 \leq i, j \leq n, i \neq j} (|g_{ij}| \geq th)}, \quad (13)$$

式中: 本文将阈值  $th$  设置为  $\mu_{\text{welch}}$ 。

### 3.2 粒子群优化过程

PSO 算法是受鸟群捕食行为启发而发展来的一种新的群智能进化优化算法,具有收敛速度快、搜索性能好和易实现的优点<sup>[18]</sup>。不同于现有确定性迭代优化方法,PSO 算法能够适应更多实际优化问题,且对优化对象没有严格的数学要求。PSO 应用于块循环测量矩阵优化时,优化对象变为构造块循环矩阵的自由元向量,这在保护矩阵结构的同时能够避免基于 Gram 矩阵优化后逆求测量矩阵这一繁琐的计算过程。PSO 算法是一种不确定性迭代求解过程,为以更大概率获得全局最优解,相应的改进型 PSO 算法被相继提出来。本文选用自适应权重 PSO 算法<sup>[19]</sup>去优化块循环测量矩阵,具体优化过程:

Step 1: 初始化  $N$  个  $k \times q$  维自由元向量  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$  和相应的速度向量  $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_N]$ ;

Step 2: 由自由元向量构造块循环矩阵,输入

稀疏变换矩阵,并计算 Gram 矩阵;

Step 3: 构造目标矩阵  $\mathbf{H}$ , 并根据目标函数计算每个粒子的适应度  $J$ ;

Step 4: 比较每个粒子的适应度与其所得到的最小值,更新个体最优位置  $\mathbf{pBest}$  和全局最优位置  $\mathbf{gBest}$ , 并计算粒子惯性权重:

$$\omega_i^d = 1 - a \left[ \frac{1}{1 + e^{-\text{ISA}_i^d}} \right],$$

其中:  $\text{ISA}_i^d = \frac{|\mathbf{x}_i^d - \mathbf{pBest}_i^d|}{|\mathbf{pBest}_i^d - \mathbf{gBest}^d| + \epsilon}$ ,  $\epsilon$  是一个很小的正数。

Step 5: 更新粒子的速度和位置

$$\mathbf{v}_i^d = \omega_i^d \mathbf{v}_i^d + c_1 \text{rand}_1^d(\mathbf{pBest}_i^d - \mathbf{x}_i^d) +$$

$$c_2 \text{rand}_2^d(\mathbf{gBest}^d - \mathbf{x}_i^d),$$

$$\mathbf{x}_i^d = \mathbf{x}_i^d + \mathbf{v}_i^d,$$

其中:  $\text{rand}_{1,2}$  是介于  $(0, 1)$  之间的随机数;  $c_1, c_2$  是学习因子。

Step 6: 判断是否满足迭代条件

$\frac{\|\mathbf{gBest}^d - \mathbf{gBest}^{d-1}\|_2}{\|\mathbf{gBest}^d\|_2} \leq \eta$ , 如果满足则终止迭代,输出  $\mathbf{gBest}$ , 并构造块循环矩阵,否则返回到 Step 2。

## 4 实验结果对比与分析

为验证本文提出的基于 PSO 优化块循环测量矩阵在遥感压缩成像中的有效性,本节开展了相关仿真实验研究。主要包括两部分:一是对块循环测量矩阵性能优化实验;二是优化的块循环测量矩阵的重构性能对比实验。

### 4.1 块循环矩阵性能优化实验

实验优化对象是大小为  $128 \times 256$  的块循环测量矩阵,其中子矩阵大小为  $16 \times 16$ , 自由元向量的各元素独立地服从  $N(0, 1)$  高斯分布。稀疏变换矩阵为包含 400 个原子的过完备稀疏字典  $\Psi$ 。把训练集中 20 幅  $1024 \times 1024$  遥感图像分割成大小为  $16 \times 16$  的子块,从中随机选取 5 000 个子块,并利用 K-SVD 训练得到  $\Psi$ , 如图 2 所示。优化参数设置:  $c_1 = c_2 = 2$ ,  $\epsilon = 0.01$ ,  $\eta = 10^{-3}$ , 粒子数为 50。

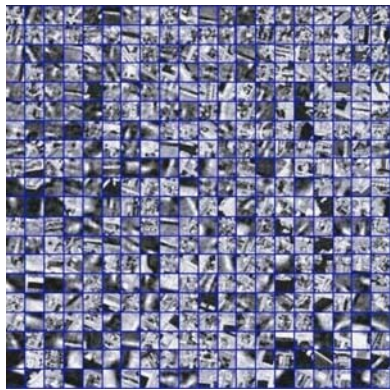


图 2 过完备稀疏字典

Fig. 2 Over-complete sparse dictionary

图 3 上图是块循环测量矩阵优化过程中目标函数值随着迭代次数的变化曲线。从图中可以看出, 目标函数值在迭代过程中不断下降, 经过 120 次迭代后函数值由最初的 24 收敛到 18 附近。图 3 下图(彩图见期刊电子版)是构造块循环测量矩阵的自由元向量时元素值随着迭代次数的变化情况, 图中不同颜色代表不同元素。同样经过 120 次迭代后元素取值趋于稳定, 并收敛于  $[-4, 4]$ 。由此可得优化的块循环测量矩阵如图 4 所示。

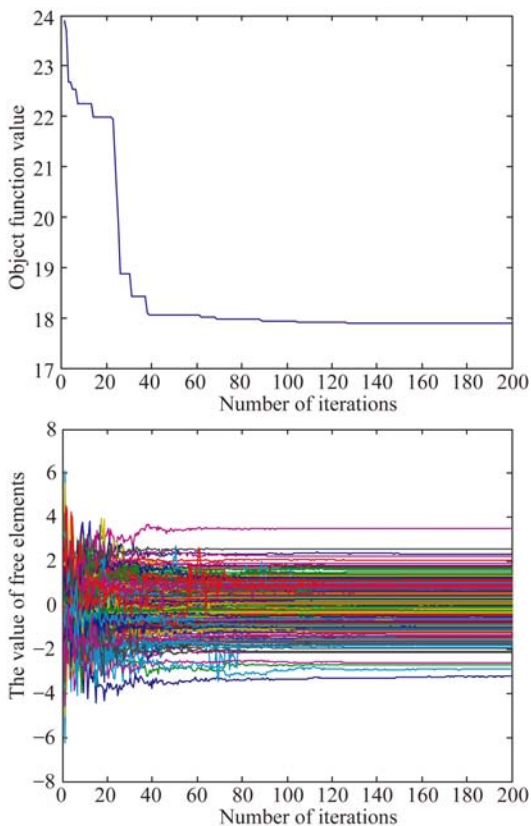


图 3 目标函数值和自由元向量在迭代过程中的变化

Fig. 3 Objective function and free elements change with number of iterations

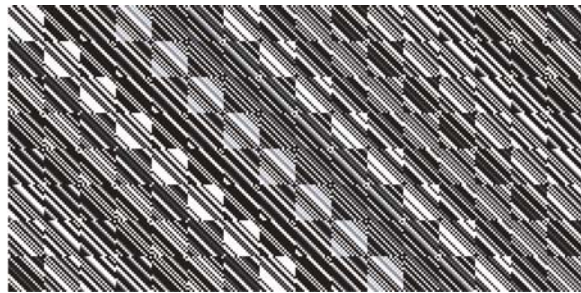


图 4 优化的块循环矩阵

Fig. 4 Optimized block circulant matrix

表 1 给出了优化前后块循环测量矩阵相关系数的比较, 以及图 5 的相关系数统计分布情况。从表 1 可以看出, 优化后的块循环测量矩阵与稀疏字典之间的  $\mu_{\max}$ 、 $\mu_{\text{av}}$ 、 $\mu_{\text{th}}$  值均比未优化前小。这说明优化后的块循环矩阵与稀疏字典列向量之间的相关性变小。优化后的块循环矩阵  $\mu_{\max}$  值低于高斯随机矩阵, 但是  $\mu_{\text{th}}$  值仍大于高斯矩阵, 其性能对比分析将在重构实验中作进一步讨论。

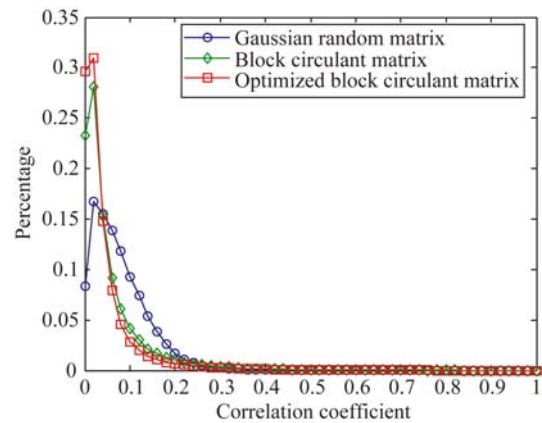


图 5 测量矩阵与稀疏基相关系数统计分布

Fig. 5 Statistical distribution of correlation coefficient of measurement matrix and sparse transform matrix

表 1 测量矩阵性能对比

Tab. 1 Performance comparison of measurement matrices

Measurement matrix	$\mu_{\max}$	$\mu_{\text{av}}$	$\mu_{\text{th}}$
Gaussian random matrix	0.776 8	0.077 0	0.131 3
Block circulant matrix	0.781 1	0.056 5	0.160 4
Optimized block circulant matrix	0.753 8	0.039 0	0.155 8

由图 5 可以看出, 优化后的块循环测量矩阵与稀疏变换矩阵的相关系数统计分布的数值范围

逐渐缩小,且在  $\mu_{\text{welch}}$  值附近分布更加集中。实验结果表明,本文测量矩阵优化方法能够在保持块循环矩阵结构的同时,降低其与稀疏变换矩阵的相关性,使其更加符合测量矩阵的设计要求。

#### 4.2 优化的块循环矩阵重构性能实验

为直观地验证优化后块循环矩阵用于遥感压缩成像时的重构性能,本节开展了相关重构对比实验。实验中选取一幅  $512 \times 512$  的遥感测试图像,如图 6(a)所示。将该测试图像分成 1 024 个  $16 \times 16$  子块进行分块重构。而且通过与高斯随机测量矩阵和未优化的块循环测量矩阵的重构效果进行对比来验证其性能。稀疏变换矩阵仍采用上一节中训练得到的过完备稀疏字典,重构算法采用正交匹配追迹(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法,并采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似度(Structure Similarity, SSIM)作为客观评价指标。

图 6 是采样率为 50% 的条件下,在 3 种不同测量矩阵得到的重构结果。其中,PSNR 分别为 27.234 6, 29.081 2, 29.398 5 和 SSIM 分别为

0.908 3, 0.929 1, 0.934 7。重构结果表明优化后的块循环测量矩阵的重构性能明显优于优化前;和随机高斯测量矩阵的重构结果相比,PSNR 和 SSIM 值都比较接近,说明优化后块循环测量矩阵的重构性能接近高斯随机测量矩阵。从图中也可直观地看出在未优化的块循环测量矩阵测量下,重构图像“块效应”比较明显,且在边缘纹理区域重构效果明显差于优化后块循环测量矩阵的重构效果;优化后块循环测量矩阵的重构性能整体上接近高斯随机测量矩阵的结果。

表 2 是相同采样率条件下,4.1 中所述遥感图像训练集中 5 幅具有代表性样本图像的重构结果做对比。5 幅样本图像分别对应着不同特征的遥感场景,实验中统一采用图 2 所示的过完备稀疏字典作为变换矩阵。由对比结果同样可以看出,通过本文算法优化后的块循环测量矩阵重构性能得到了很大改善。而且第一幅和第五幅遥感图像的重构性能略高于重构性能较好的高斯随机测量矩阵。对于不同遥感图像而言,特征越复杂改善效果越明显。

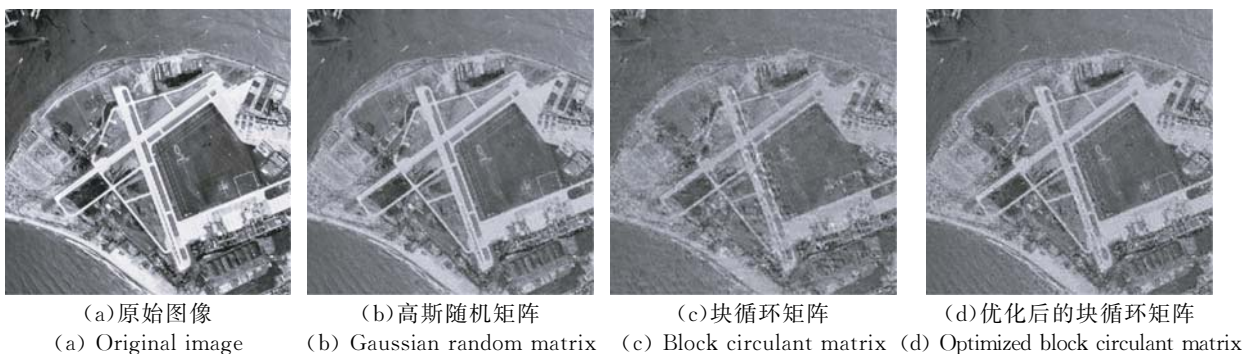


图 6 不同测量矩阵下的重构图像

Fig. 6 Reconstructed images under different measurement matrices

表 2 不同样本图像在不同测量矩阵下的重构性能对比

Tab. 2 Reconstruction performance comparison of different sample images under different measurement matrices

Sample images										
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Gaussian random matrix	28.475 7	0.919 6	32.061 7	0.960 6	29.087 3	0.929 7	27.114 2	0.906 3	30.009 4	0.941 1
Block circulant matrix	26.834 1	0.897 7	30.011 2	0.943 8	27.002 6	0.901 3	24.879 5	0.865 8	29.294 5	0.930 8
Optimized block circulant matrix	28.703 2	0.921 7	31.985 7	0.958 9	28.916 4	0.928 1	26.935 6	0.899 1	30.015 3	0.947 4

为验证优化测量矩阵对采样率的影响,比较了 3 种不同测量矩阵下的图像重构效果随采样率的变化情况。实验中采样率分别设置为 0.20, 0.25, 0.30, ..., 0.60, 每个采样率下分别进行 100 次实验, 然后对重构图像的均方误差 (Mean Square Error, MSE) 取平均并求得 PSNR 值和每次重构图像的 SSIM 值的平均值, 对比结果如

图 7 所示。从图中可以看出, 优化后的块循环测量矩阵的图像重构性能优于未优化的块循环测量矩阵, 并接近高斯随机测量矩阵的重构性能。另外, 在采样率为 0.20, 0.25, 0.30 时, 优化后的块循环测量矩阵对图像的重构性能最佳, 说明优化后的块循环测量矩阵能够在一定程度上降低测量数据量。

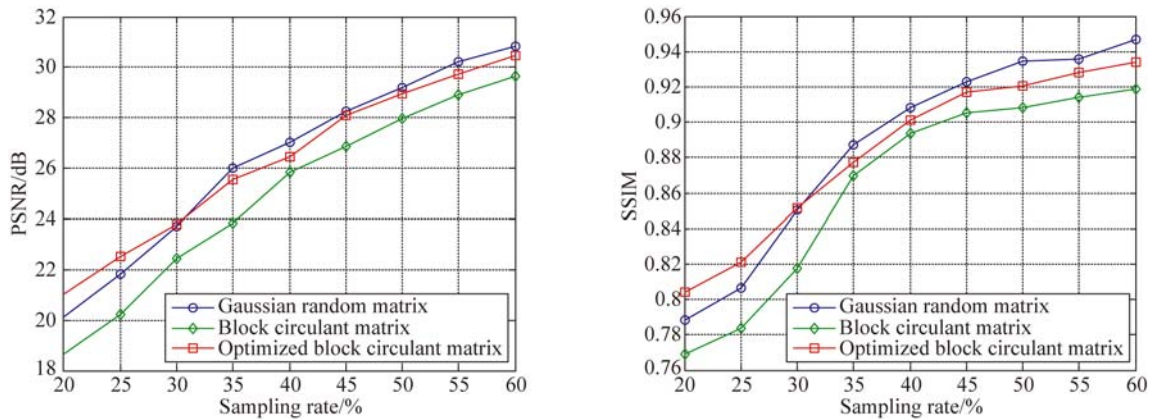


图 7 重构图像效果随采样率的变化

Fig. 7 Image reconstruction performance change with sampling rate

另外, 考虑到块循环矩阵子块大小与光调制器件的点扩散函数相关。表 3 给出了不同子块大小的块循环测量矩阵优化前后的重构结果。实验中变换矩阵仍采用图 2 所示的过完备稀疏字典, 每种类型的块循环测量矩阵同样分别进行 100 次重构, 并按照上述方法求其评价价值。从表中可以看出, 相比于未优化的块循环矩阵, 优化后的不同子块大小的块循环矩阵对图像的重构性能得到了不同程度的提高。其中子块大小为  $16 \times 16$  的块

循环矩阵改善程度最佳, PSNR 和 SSIM 分别提高了 1.806 2 和 0.021 6, 其余按优化效果由高到低依次是子块大小为  $64 \times 64$ ,  $32 \times 32$ ,  $8 \times 8$  和  $128 \times 128$  的块循环矩阵。同时从不同块循环矩阵的重构性能来看, 子块大小为  $64 \times 64$  块循环矩阵重构性能最佳, 而子块大小为  $16 \times 16$  和  $32 \times 32$  的性能也比较接近子块大小  $64 \times 64$  的块循环矩阵。结合实验所采用的块循环矩阵规模, 在实际应用中选择的子块大小相比于整个矩阵规模要适中。

表 3 不同子块大小的块循环测量矩阵性能对比

Tab. 3 Performance comparison of block circulant measurement matrices under different sub-block sizes

Measurement matrices	8×8		16×16		32×32		64×64		128×128	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Block circulant matrices	26.777 5	0.897 4	27.225 2	0.907 5	26.859 6	0.905 2	27.312 7	0.910 4	26.589 3	0.896 2
Optimized block circulant matrices	27.941 0	0.918 3	29.031 4	0.929 1	28.423 4	0.921 2	29.116 2	0.930 8	27.246 8	0.907 5

## 5 结 论

块循环测量矩阵具有快速计算和易于实现的

特点, 用于遥感压缩成像具有独特优势。但考虑到它对图像重构性能仍不理想, 本文从测量矩阵优化的角度出发, 改善测量矩阵性能。现有测量矩阵优化方法的主要优化对象是随机测量矩阵, 应用于块循环测量矩阵优化时会改变和破坏矩阵

结构。本文把粒子群智能算法引入到块循环矩阵优化中,优化对象改为构造矩阵的自由元向量。同时为提高优化效率,以逼近作为目标矩阵的 Welch 阈值截断的 Gram 矩阵的方式,建立目标函数。优化实验结果表明,优化后的测量矩阵在

保持块循环结构的同时,其与稀疏变换矩阵的最大相关系数、平均相关系数和阈值平均相关系数分别降低了 0.027 3、0.017 5 和 0.004 6。重构实验表明,优化的块循环矩阵能够在一定程度上提高图像重构性能。

#### 参考文献:

- [1] 严奉霞,朱炬波,刘吉英,等. 光学遥感压缩成像技术[J]. 航天返回与遥感, 2014, 35(1): 54-62,96.  
YAN F X, ZHU J B, LIU J Y, *et al.*. Compressive imaging techniques in optical remote sensing [J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2014, 35(1): 54-62,96. (in Chinese)
- [2] 范晋祥,岳艳军. 军用红外成像系统新概念新体制的发展[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(1): 1-6.  
FAN J X, YUE Y J. Development in new concepts and new schemes for military infrared imaging systems [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(1): 1-6. (in Chinese)
- [3] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] 陈涛,李正炜,王建立,等. 应用压缩传感理论的单像素相机成像系统[J]. 光学精密工程, 2012, 20(11): 2523-2530.  
CHEN T, LI ZH W, WANG J L, *et al.*. Imaging system of single pixel camera based on compressed sensing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(11): 2523-2530. (in Chinese)
- [5] 王朋,荣志斌,何俊华,等. 基于压缩感知的偏振光成像技术研究[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(2): 0228005.  
WANG P, RONG ZH B, HE J H, *et al.*. Polarization imaging based on compressed sensing theory [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(2): 0228005. (in Chinese)
- [6] MARCIA R F, HARMANY Z T, WILLETT R M. Compressive coded aperture imaging [C]. *Proceeding of SPIE*, 2009, 72460G.
- [7] 王忠良,冯燕,肖华,等. 高光谱图像的分布式压缩感知成像与重构[J]. 光学精密工程, 2015, 23(4): 1131-1137.  
WANG ZH L, FENG Y, XIAO H, *et al.*. Distributed compressive sensing imaging and reconstruction of hyperspectral imagery [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(4): 1131-1137. (in Chinese)
- [8] CANDES E. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing [J]. *Comptes Rendus Mathematique*, 2008, 346(9): 589-592.
- [9] ELAD M. Optimized projections for compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(12): 5695-5703.
- [10] ABOLGHASEMI V, FERDOWSI S, SANEI S. A gradient-based alternating minimization approach for optimization of the measurement matrix in compressive sensing [J]. *Signal Processing*, 2012, 92(3): 999-1009.
- [11] 郑红,李振,黄盈. 一种基于拟牛顿法的 CS 投影矩阵优化算法[J]. 电子学报, 2014, 42(10): 1977-1982.  
ZHENG H, LI ZH, HUANG Y. An optimization method for CS projection matrix based on quasi-Newton method [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(10): 1977-1982. (in Chinese)
- [12] RAMIREZ A, ARGUELLO H, ARCE G R, *et al.*. Spectral image classification from optimal coded-aperture compressive measurements [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(6): 3299-3309.
- [13] RAMIREZ A, ARCE G R, SADLER B M. Spectral image unmixing from optimal coded-aperture compressive measurements [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(1): 405-415.
- [14] 郭静波,汪韧. 交替寻优生成元素幅值结合混沌随机相位构造循环测量矩阵[J]. 物理学报, 2015, 64(13): 1-12.  
GUO J B, WANG R. Constructing circulant measurement matrix through alternating optimizing amplitudes together with chaotic stochastic phases of the matrix generating elements [J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(13): 1-12. (in Chinese)
- [15] KITTLE D, CHOI K, WAGADARIKAR A, *et al.*. Multiframe image estimation for coded aperture snapshot spectral imagers [J]. *Appl. Opt.*,

- 2010, 49(36): 6824-6833.
- [16] STROHMER T, HEATH R W. Grassmannian frames with applications to coding and communication [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2003, 14(3):257-275.
- [17] WELCH L. Lower bounds on the maximum cross correlation of signals [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1974, 20(3): 397-399.
- [18] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, 4: 1942-1948.
- [19] ZHENG Q, FAN Y. Adaptive inertia weight particle swarm optimization [C]. *ICAISC*, 2006, 4029: 450-459.

## 作者简介:

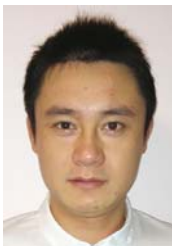


陶会锋(1988—),男,河北邯郸人,博士研究生,2011年、2014年于电子工程学院分别获得学士、硕士学位,主要从事光学信号获取与处理方面的研究。E-mail: taohfeei@163.com

## 导师简介:



凌永顺(1937—),男,安徽定远人,研究员,院士,1960年于北京师范大学获得学士学位,主要从事光学工程方面的研究。E-mail: Lyseei@163.com



杨 星(1983—),男,四川都江堰人,助理研究员,2006年、2012年于电子工程学院分别获得学士、博士学位,主要从事模式识别和人工智能方面的研究。E-mail: yangxing1983@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)