

压缩编码孔径红外成像超分辨重建

王新华^{1,2}, 欧阳继红¹, 庞武斌²

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 长春 130012; 2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 应用光学国家重点实验室, 长春 130033)

摘要: 为了利用低分辨率红外探测器获取高质量图像信息, 对基于频谱面的压缩编码孔径成像方法和超分辨率图像重建算法进行了研究。首先, 在频谱面加入孔径编码器, 通过傅里叶变换对采样图像信号进行编码压缩。然后, 利用光学成像系统的分片光滑性, 实现信号在傅里叶变换域的稀疏表示。最后, 提出了两点步长梯度法与自适应非单调线搜索策略相结合的梯度投影并行加速算法, 用于完成对稀疏信号的超分辨重建。实验结果表明, 该算法能够以远小于原始信号的数据量重建出高分辨率图像信息。

关键词: 计算机应用; 压缩感知; 编码孔径; 超分辨重建

中图分类号: TP394.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2016)04-1239-07

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb201604033

Super-resolution reconstruction of infrared images of compressive coded aperture

WANG Xin-hua^{1,2}, OUYANG Ji-hong¹, PANG Wu-bin²

(1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China; 2. State Key Laboratory of Applied Optics, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: In order to obtain high quality image information using infrared detector with low resolution, a compressive coded aperture imaging method based on the frequency spectrum plane and the Super Resolution Image Reconstruction (SRIR) algorithm was investigated. First, the aperture encoder was added to the frequency spectrum plane, and the image sampling signal was compressive coded by Fourier transform. The, by virtue of the piecewise smooth of the optimal imaging system, the signal sparse representation was realized based on Fourier transform domain. Finally, the SRIR of the sparse signal was completed by improved Gradient Projection for Sparse Reconstruction (GPSR) parallel acceleration algorithm, which combined with GPSR-BB algorithm and adaptive non-monotone line search strategy. Experimental results indicate that the high resolution images can be constructed with information far less than that of the original signal.

Key words: computer application; compressed sensing; coded aperture; super resolution image reconstruction (SRIR)

收稿日期: 2015-03-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61170092, 61133011).

作者简介: 王新华(1984-), 男, 工程师, 博士研究生. 研究方向: 计算光学与机器视觉. E-mail: xinhuajlu@163.com

通信作者: 欧阳继红(1964-), 女, 教授, 博士生导师. 研究方向: 空间推理与数据挖掘. E-mail: ouyj@jlu.edu.cn

焦平面探测器是影响红外成像分辨率的核心器件,因其结构异常复杂,从硬件角度提高探测器分辨率难度极大。如何利用探测器有限的资源获取高质量的图像信息成为一个亟待解决的技术瓶颈。压缩感知(Compressed sensing, CS)理论的提出突破了传统奈奎斯特采样定理的限制^[1],使得通过低分辨率探测器获取高分辨率图像信息成为可能。近些年,CS 理论在压缩成像、医疗成像和雷达成像等领域得到了广泛的应用^[2-4],比较有代表性的成果是美国 Rice 大学研制的单像素相机^[5],此外文献^[6]详细阐述了光学压缩成像系统研究进展,并对今后面临的挑战性问题进行了探讨。

针对红外成像系统分辨率低、信号受噪声干扰严重等问题,基于 CS 理论提出了压缩编码孔径红外成像超分辨重建方法。首先,在频谱面加入孔径编码器,通过傅里叶变换对采样图像信号进行编码压缩和稀疏表示。然后,采用两点步长梯度法与自适应非单调线搜索策略相结合的梯度投影稀疏重构并行加速算法,完成对欠采样信号的超分辨重建。实验结果表明,该方法能够以远小于原始信号的数据量重建出高分辨率的图像信息,并表现出较好的实时性,具有一定的工程应用价值。

1 压缩感知理论基本原理

CS 理论的基本原理是只要信号在某个正交变换空间具有稀疏性,就能以较低的频率 ($M \ll N$) 采样信号,而且可能以高概率重构该信号。如图 1 所示,首先,如果长度为 N 的信号 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^N$ 在某个正交基 Ψ 上具有 K 稀疏表示;其次,设计一个与 Ψ 不相关的 $M \times N$ 维观测矩阵 Φ ,用观测矩阵 Φ 观测原信号得到 M 个观测值,其中 $K < M \ll N$,得到观测值 \mathbf{Y} ,那么可以利用最优化方法从观测值中高概率重构 \mathbf{X} 。

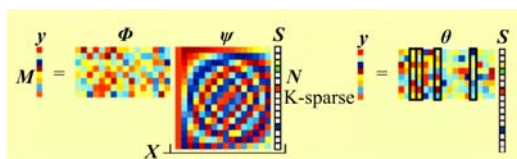


图 1 压缩传感原理图

Fig. 1 Principle of compressed sensing

压缩传感方程为 $\mathbf{y} = \Phi\mathbf{X} = \Phi\Psi\mathbf{s} = \Theta\mathbf{s}$,将原来的观测基矩阵 Φ 变换为 $\Theta = \Phi\Psi$ (称之为传感矩阵),解出 \mathbf{s} 逼近值 \mathbf{s}' ,则重构后原信号为 $\mathbf{X}' =$

$\Psi\mathbf{s}'$ 。

压缩传感理论涉及以下几个方面^[7]:

(1)信号的稀疏表示。只有信号是 K 稀疏的,才有可能在观测 M 个观测值时,根据 K 个较大的系数重建原始长度为 N 的信号。稀疏表示方法包括:多种变换域分析方法和冗余字典学习方法等。

(2)观测矩阵的设计。观测矩阵 Φ 与稀疏矩阵 Ψ 的乘积满足 RIP 性质(有限等距性质),这个性质保证了观测矩阵不会把两个不同的 K 稀疏信号映射到同一个集合中。对于 K 稀疏的原始信号 \mathbf{s} ,存在实数 $\delta_k \in (0, 1)$,使得式(1)成立:

$$(1 - \delta_k) \|\mathbf{s}\|_2 \leq \|\Phi\Psi\mathbf{s}\|_2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{s}\|_2 \tag{1}$$

观测矩阵 Φ 与稀疏矩阵 Ψ 的乘积满足 RIP 性质。观测矩阵选取的原则如下:①观测矩阵 Φ 与稀疏矩阵 Ψ 的乘积满足 RIP 性质,这就要求矩阵 Φ 与矩阵 Ψ 最好不相关;②观测矩阵 Φ 对应物理硬件,因此观测矩阵 Φ 的选取必须易于硬件实现;③矩阵 Ψ 是一个性质非常好的观测矩阵,光学成像中,DMD 对应于该矩阵的硬件实现。

(3)重构算法的设计。信号重构过程一般转换为一个最小 L_0 范数的优化问题,求解方法主要有最小 L_1 范数法、匹配追踪系列算法和迭代阈值算法等。重构是基于如下严格的数学最优化问题,可以写成式(2):

$$\min \|\mathbf{s} - \Phi\Psi^H \hat{\mathbf{y}}\|_2 + \lambda \|\hat{\mathbf{y}}\|_0 \tag{2}$$

式中: $\min \|\hat{\mathbf{y}}\|_0$ 为目标函数,且满足等式约束 $\Phi\Psi^H \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{s}$ 。

2 编码孔径成像方法

2.1 编码孔径成像原理

Willett 等^[8]提出了基于 CS 理论的采用频谱编码的方法,利用大于探测器分辨率的相位板对图像傅里叶频谱进行编码,探测器记录编码后的图像信息,通过重构算法可以恢复得到一个与相位板分辨率一样的红外图像。

如图 2 所示,在红外成像的傅里叶频谱面加入孔径编码器,编码器可以是空间光调制器或掩膜版,在此过程中编码器会对光场中的高频成分进行编码,被编码的频率带宽远大于探测器的奈奎斯特频率带宽,只要通过合适的重构算法,就可以恢复出高于探测器频率的红外图像,也就是利

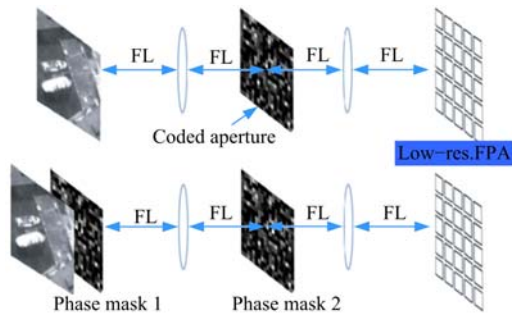


图 2 编码孔径成像原理

Fig. 2 Principle of coded aperture imaging

用低频率的探测器实现了高频率的图像恢复。在硬件实现上,在成像系统的频谱面上设置编码板,编码板可以采用石英基板上镀铬,然后用光刻的方法制作编码图案。

2.2 编码孔径矩阵设计

CS 理论下的编码孔径成像,探测器观测到的图像信号的表达式为:

$$Y = R \times f = D(f \times A)$$

式中: R 为观测矩阵; f 为图像原始信号; D 为欠采样操作; A 为编码孔径矩阵,其中 A 的表达式为:

$$A = F^{-1} C_p F$$

式中: F^{-1} 为傅立叶逆变换; C_p 为光学传递函数; F 为傅立叶变换。

如图 3 所示,矩阵 A 具有行元素循环特性,对于具有行元素循环特性的矩阵,只要行中每个元素都来自于某一分布(如高斯分布、均匀分布等),则 A 可以以非常高的概率满足 RIP 条件。

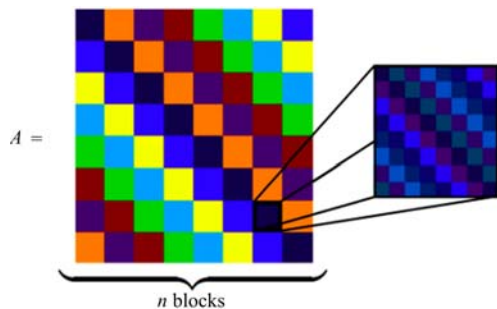


图 3 观测矩阵特征

Fig. 3 Feature of observation matrix

矩阵 A 为具有行元素循环特性的矩阵并满足如下条件:① A 可以以非常高的概率满足 RIP 条件;② $R = DA$ 可以以非常高的概率满足 RIP 条件;③ RW 可以以非常高的概率满足 RIP 条件,其中 W 为哈尔小波变换矩阵。

2.3 编码板的图案设计

编码板图案 P 是生成观测矩阵 R 的关键,同时也是成像系统硬件实现的核心器件, A 可以以非常高的概率满足 RIP 性质,这个性质保证了观测矩阵不会把两个不同的 K 稀疏信号映射到同一个集合中。

编码板图案设计步骤如下:

Step1 用高斯分布函数随机生成矩阵 A , 因为矩阵 A 具有块循环性质,实际只需要生成一行元素,其他只需要交替循环即可。

Step2 解线性方程 $A = F^{-1} C_p F$, 获得 C_p 。

Step3 对 C_p 作逆傅立叶变换求得编码板图案 P 。

如图 4 所示,计算得到的编码图案 P 必须具有物理实现性,也就是可加工制作,因此必须满足下述条件:①图案中每个元素必须是实数;②图案中每个元素必须非负;③图案中每个元素必须在区间 $[0, 1]$ 内。

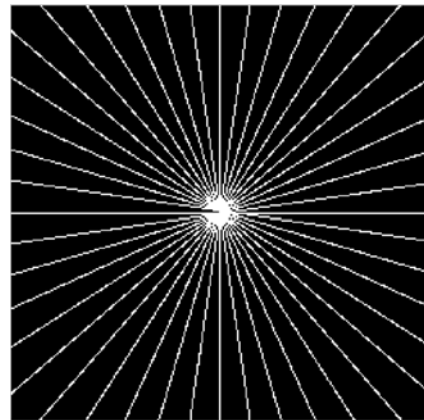


图 4 编码板图案示意图

Fig. 4 Pattern of coded plane

从图 4 所示的图像数据采集过程可知,利用压缩编码孔径成像方法可以有效降低数据采集量。

3 超分辨图像重建算法

3.1 图像重建问题描述

由于经过编码孔径成像系统所生成的数字信号是欠采样的,并且所有成像系统的退化点扩展函数都无法准确获得,将稀疏表示信号利用图像的超分辨重构 (Super resolution image reconstruction, SRIR) 技术可以将低分辨率图像重建成远大于探测器分辨率的超分辨率图像^[9-13],该过程如图 5 所示。

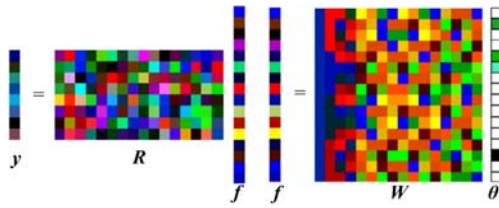


图 5 超分辨率图像重建原理
Fig. 5 Principle of SRIR

图 5 显示了从有限的观测数据 y 中恢复原始信号 f , 通过采用 $k \times n$ 阶观测矩阵 R , 其中 $k \ll n$, k 代表观测数据的大小, n 代表恢复数据的大小。通过观测图像重建出高分辨率图像需满足以下条件: ① 观测图像在变换基下具有稀疏性, $f = W\theta$ 中 θ 的绝大部分元素值均为 0; ② 矩阵 RW 满足 RIP 条件。

在 CS 理论下, 图像的超分辨重建要求解欠定方程组 $Y = A^{CS}f$, 但由于信号 f 是稀疏的并且是可压缩的, 这一特征使得欠定方程组可解^[14]。此外, 观测矩阵具有 RIP 性质也为从 M 个观测值中精确恢复信号提供理论保证, 为了描述 CS 理论下信号的超分辨重构问题, 首先定义向量 $f = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 的 p 范数为:

$$\|f\|_p = \left(\sum_{i=1}^N |f_i|^p\right)^{1/p} \quad (3)$$

当 $p = 0$ 时得到 0-范数问题, 于是在信号 f 稀疏并且可压缩的前提下, 求解欠定方程组 $Y = A^{CS}f$ 的问题就转化为最小 0-范数问题:

$$\min \| \Psi^T f \|_0 \text{ 满足 } A^{CS}f = \Phi\Psi X = Y \quad (4)$$

然而, 只有通过计算出 f 中的所有非零项位置的 C_N^k 种可能的线性组合, 才能得到最优解。所以, 求解式(4)的计算过程属于 NP 难问题。只要 Φ 与 Ψ 不相关, 求解 l_1 优化问题会产生一个同等的解, 从而使 NP 难问题变成了一个凸优化问题, 并可以化简为线性规划问题^[15]。

3.2 图像重构算法设计

求解式(4)通常采用合并一个正则项即通过罚函数思想求解非线性优化问题, 目标函数表达式如下:

$$\arg \min_x \frac{1}{2} \|y - Ax\|_2^2 + \tau \|x\|_1 \quad (5)$$

式中: $A = R \times W$ 是 $M \times N$ 阶矩阵; y 为观测向量; x 为未知向量; $\tau > 0$ 为正则化参数。

令 $x = u - v$, 将式(5)转化为带约束的二次规划问题:

$$\arg \min_{u,v} \frac{1}{2} \|y - A(u - v)\|_2^2 + \tau \mathbf{1}_n^T u + \tau \mathbf{1}_n^T v \quad (6)$$

式中: $u \geq 0; v \geq 0; \mathbf{1}_n$ 为 n 维单位向量。

式(6)可以进一步转化为标准的带约束的二次规划模型:

$$\begin{cases} \min C^T X + \frac{1}{2} X^T B X \equiv f(X) \\ \text{s. t. } X \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: X, C 和 B 的表达式分别为:

$$X = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}; C = \tau \mathbf{1}_{2n} + \begin{bmatrix} -A^T y \\ A^T y \end{bmatrix};$$

$$B = \begin{bmatrix} A^T A & -A^T A \\ -A^T A & A^T A \end{bmatrix}$$

针对上述带约束的二次规划模型, 为了同时满足成像系统在工程应用时快速、有效、精确性高的要求, 需平衡重构效率与质量要求的关系, 本文采用梯度投影稀疏重构(Gradient projection for sparse reconstruction, GPSR)算法求解目标函数。

GPSR 算法属于凸优化方法, 该算法于 2007 年由 Figueiredo 等^[16]提出, 算法主要思想是当迭代点在可行域内部时, 取该点处的负梯度方向为可行下降方向。当迭代点在可行域边界上时, 取该点处负梯度方向在可行域边界上的投影形成一个可行下降方向。在每次迭代时, 沿着负梯度的方向进行寻优搜索, 从而寻找到目标函数的最小值, 解出新的可行点, 逐步迭代直到寻找到全局最优解。

GPSR 算法计算步骤如下:

Step1 参数初始化。给定初始点 $x_0 \in \Omega$, $0 < a_{\min} < a_{\max}$, $a_0 \in [a_{\min}, a_{\max}]$, 计数器 $k = 0$, 定义 $P(X)$ 为 X 到可行域 Ω 上的投影, 令 $g(x) = \nabla f(x)$ 。

Step2 梯度投影。如果 x_k 满足终止条件, 则结束; 否则按下式计算搜索方向:

$$d_k = P(x_k - a_k \nabla f(x_k)) - x_k$$

Step3 线搜索。计算新的点 $x_{k+1} = x_k + \lambda d_k$, 其中, $\lambda_k \in (0, 1]$ 。

Step4 终止测试或更新。如果 $\|x_k - P(x_k - a_k \nabla f(x_k))\| = 0$, 则算法终止; 否则, 计算 $a_{k+1} \in [a_{\min}, a_{\max}]$, 同时令 $k = k + 1$, 返回到 Step2。

3.3 图像重构加速算法

GPSR 算法计算效率主要由 a_k 的选取和由

线搜索计算得到的 a_k 能否加速目标函数收敛速度两个因素决定,为此本文将两点步长梯度法(Barzilai-Borwein, BB)与非单调线搜索策略结合起来应用于传统的梯度投影稀疏重构算法中。

3.3.1 两点步长梯度法

两点步长梯度法是求解式(4)无约束优化问题非常有效的方法^[17],对于 a_k 的选择策略本文借鉴了 BB 法,该算法的主要思想是相对简化的拟牛顿法:

Step1 令 $\mathbf{d}_k = -\mathbf{D}_k^{-1}\mathbf{g}_k$, 其中 \mathbf{D}_k 为 Hesses 矩阵的二阶导数 $\nabla^2 f(\mathbf{x}_k)$ 的近似值, \mathbf{g}_k 为式(7)第 k 步梯度。

Step2 令 $\mathbf{D}_k = a_k^{-1}\mathbf{I}$, 其中 \mathbf{I} 为单位矩阵, 则 BB 梯度步长法中的 $\mathbf{d}_k = -a_k \times \mathbf{g}_k$, 从而将迭代公式转化为: $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \lambda_k a_k \mathbf{g}_k$ 。所以在迭代点 \mathbf{x}_{k+1} 处二次近似模型为:

$$\mathbf{D}_{k+1} \lambda_k \mathbf{d}_k = \nabla f(\mathbf{x}_{k+1}) - \nabla f(\mathbf{x}_k) \quad (8)$$

令 $\mathbf{s}_k = \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k$; $\mathbf{y}_k = \nabla f(\mathbf{x}_{k+1}) - \nabla f(\mathbf{x}_k)$, 则得到割线方程为 $\mathbf{D}_{k+1} \mathbf{s}_k = \mathbf{y}_k$, 所以 $a_{k+1}^{-1} \mathbf{s}_k = \mathbf{y}_k$,

Step3 利用最小二乘法得出 $\min \|\mathbf{a}_{k+1}^{-1} \mathbf{s}_k - \mathbf{y}_k\|_2^2$ 值为: $a_{k+1}^{-1} = \mathbf{s}_k^T \mathbf{y}_k / \mathbf{s}_k^T \mathbf{s}_k$, 则:

$$a_{k+1} = \mathbf{s}_k^T \mathbf{s}_k / \mathbf{s}_k^T \mathbf{y}_k \quad (9)$$

3.3.2 非单调线搜索策略

由于 BB 法的目标函数具有非单调性, 通过引入自适应非单调线搜索策略, 可保证 GPSR-BB 的全局收敛和计算效率^[18], 计算过程如下:

Step1 令 $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + a_k \mathbf{d}_k$, 且 a_k 满足:

$$\begin{cases} f(\mathbf{x}_{k+1}) \leq C_k + \delta a_k \nabla f(\mathbf{x}_k) \mathbf{d}_k \\ \nabla f(\mathbf{x}_{k+1}) \mathbf{d}_k \geq \sigma \nabla f(\mathbf{x}_k) \mathbf{d}_k \end{cases} \quad (10)$$

式中: $C_0 = f(\mathbf{x}_0)$, C_k 是函数值 $f(\mathbf{x}_0), f(\mathbf{x}_1), \dots, f(\mathbf{x}_k)$ 的凸组合, $0 \leq \delta \leq \sigma \leq 1$ 。

Step2 在式(10)中加入权重系数并得到改进的自适应线搜索条件, 如式(11)所示:

$$\omega_k = \begin{cases} \left| \frac{1 + \min(f_{k-1}, f_k)}{1 + \max(f_{k-1}, f_k)} \right|^{\delta}, & k < 0 \\ 0, & k = 0 \end{cases} \quad (11)$$

Step3 得到新的非单调线搜索条件为:

$$f(\mathbf{x}_{k+1}) \leq \omega_k f(\mathbf{x}_k) + (1 - \omega_k) f_{\max} \varepsilon \langle \nabla f(\mathbf{x}_k), \mathbf{d}_k \rangle \quad (12)$$

式中: f_{\max} 计算公式为:

$$f_{\max} = \max\{f(\mathbf{x}_{k-i+1}) \mid 1 \leq i \leq \min\{k+1, N\}\}$$

在式(12)中, 当 ω_k 趋近于 0 时, 搜索条件侧重于非单调策略; 当 ω_k 趋近于 1 时, 搜索条件侧重于单调策略。其中, 分子和分母加 1 的目的是

为了确保分母值不为 0。

3.3.3 加速算法计算步骤

基于 BB 法与自适应非单调线搜索策略相结合的梯度投影并行加速算法(IGPSR-BB)过程如下:

Step1 参数初始化。

给定初始点 $x_0 \in \Omega, 0 < a_{\min} < a_{\max}, a_0 \in [a_{\min}, a_{\max}]$, 计数器 $k = 0$, 定义 $P(X)$ 为 X 到可行域 Ω 上的投影, 令 $g(x) = \nabla f(x)$ 。

Step2 梯度投影。并行计算搜索方向: $\mathbf{d}_k = P(\mathbf{x}_k - a_k \nabla f(\mathbf{x}_k)) - \mathbf{x}_k$ 。

Step3 非单调线搜索。

(1) 令 $\mathbf{x}^* = \mathbf{x}_k + \lambda \mathbf{d}_k, \lambda = 1$ 。

(2) 如果满足式(12)的约束条件, 则: $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}^*, \lambda_k = \lambda, \mathbf{s}_k = \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k = \nabla f(\mathbf{x}_{k+1}) - \nabla f(\mathbf{x}_k)$, 转到 Step4。

(3) 否则, 令 $\lambda = 0.5\lambda$, 转到步骤(1)。

Step4 修正 a_k 。

(1) 计算 $\mathbf{b}_k = \langle \mathbf{s}_k, \mathbf{y}_k \rangle$ 。

(2) 如果 $\mathbf{b}_k \leq 0$, 则 $a_{k+1} = a_{\max}$ 。

(3) 否则, 令 a_{k+1} 的值表述如下:

$$a_{k+1} = \min\{a_{\max}, \max\{a_{\min}, \langle \mathbf{s}_k, \mathbf{s}_k \rangle / \mathbf{b}_k\}\}。$$

Step5 终止测试或更新。

(1) 如果 $\|\mathbf{x}_k - P(\mathbf{x}_k - a_k \nabla f(\mathbf{x}_k))\| = 0$, 则算法终止。

(2) 否则, 令 $k = k + 1$, 返回到 Step2。

IGPSR-BB 优于 GPSR 算法的原因是引入 BB 步长梯度法并对目标函数能够进行自适应的非单调线性调整, 从而能够加快目标函数寻优速度, 提高算法的收敛效率, 并最终加快信号重构速度。

4 实验结果及分析

4.1 实验测试环境

实验测试采用的操作系统为 Windows 7 旗舰版 64 位 SP1; 处理器为 Intel Core i7-4790K @4.00 GHz 四核; 内存为 16 GB(DDR3 1333 MHz); 显卡为 NVIDIA GeForce GTX 980 (4095 MB/华硕); 开发工具为 Visual Studio 2010, 程序设计语言为 C++。

4.2 实验测试方案及结果

为了对 IGPSR-BB 算法的性能进行验证, 随机选取实拍红外图像样本集进行超分辨实验测试, 并与 GPSR、GPSR-BB 算法进行比较。

(1)编码孔径成像

首先,从红外成像系统实拍的 500 张图像中随机选取 20 幅图像并将尺度放大 3 倍组成测试样本集。然后,从 20 幅图像中选取 2 幅场景相对复杂的代表性图像作为超分辨重建效果示例,如图 6 所示。最后,利用图 4 所示的编码孔径图案,采用基于傅里叶变换的频谱面编码孔径成像方法对图 6 所示图像进行编码孔径成像,获取成像结果如图 7 所示。

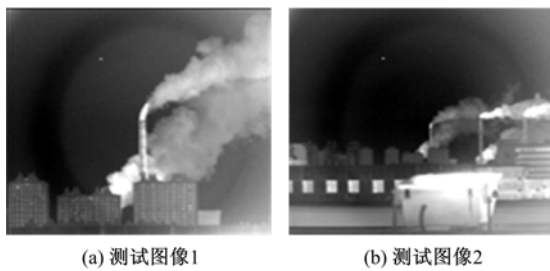


图 6 超分辨图像重建测试样本

Fig. 6 Test samples of SRIR

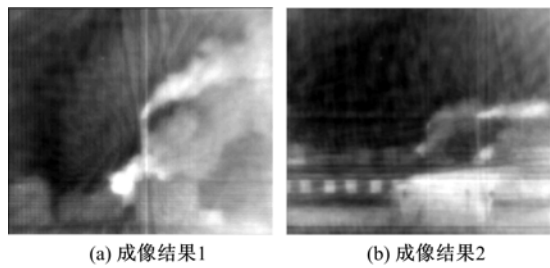


图 7 编码孔径成像结果

Fig. 7 Result of coded aperture imaging

(2)信号稀疏表示

信号稀疏表示目的是为了提高信号的非线性函数的逼近能力,利用光学系统成像的分片光滑性,实现了信号在傅里叶变换域的稀疏表示并生成观测矩阵,编码孔径成像稀疏表示结果如图 8 所示。

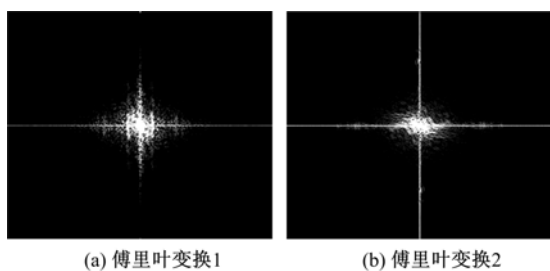


图 8 编码孔径成像傅里叶变换

Fig. 8 Fourier transform of coded aperture imaging

(3)图像的超分辨重建

首先,采用 IGPSR-BB 算法对稀疏的图像信

号进行超分辨重建。其中,初始化参数 $a_{min} = 10^{-30}$, $a_{max} = 10^{30}$ 。超分辨重建后的结果如图 9 所示。然后,利用 IGPSR-BB 算法对测试样本集中的 20 幅图像进行超分辨重建,分别计算重建算法的迭代次数、计算时间、峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM),计算结果取平均值。最后,在相同的实验环境下,与 GPSR 和 GPSR-BB 算法进行了对比,结果如表 1 所示。

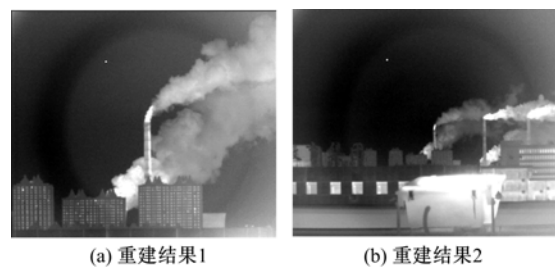


图 9 超分辨图像重建结果

Fig. 9 Results of SRIP

表 1 图像信号重建数据对比

Table 1 Data comparison of SRIR

参数	GPSR	GPSR-BB	IGPSR-BB
迭代次数	199	155	101
计算时间/s	4.091	2.337	0.865
PSNR	35.84	38.39	42.17
SSIM	0.9174	0.9325	0.9416

通过表 1 数据对比结果可知,IGPSR-BB 算法在迭代次数方面明显优于 GPSR 和 GPSR-BB 算法,从而极大地提高了计算效率,节省了图像重建的时间。而且 PSNR 和 SSIM 值优于传统方法,可以满足工程应用技术指标的要求。

5 结束语

通过频谱面孔径编码器对采样信号进行编码压缩,再利用傅里叶变换实现信号的稀疏表示,提出一种改进的梯度投影稀疏重构并行加速算法完成对欠采样信号的超分辨重建。实验结果表明:本文算法能够提高图像的峰值信噪比和结构相似度,同时达到去噪的目的,并表现出较好的实时性,具有一定的工程应用价值。

参考文献:

[1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[2] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望

- [J]. 电子学报, 2011, 39(7):1651-1662.
- Jiao Li-cheng, Yang Shu-yuan, Liu Fang, et al. Development and prospect of compressive sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7):1651-1662.
- [3] 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 Zhong-liang, Feng Yan, Xiao Hua, et al. Distributed compressive sensing imaging and reconstruction of hyperspectral imagery[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(4):1131-1137.
- [4] 周渝人,耿爱辉,张强,等. 基于压缩感知的红外与可见光图像融合[J]. 光学精密工程, 2015, 23(3):855-863.
- Zhou Yu-ren, Geng Ai-hui, Zhang Qiang, et al. Fusion of infrared and visible images based on compressive sensing[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(3):855-863.
- [5] Dharmpal T, Jason N L, Michael B W, et al. A new compressive imaging camera architecture using optical-domain compression[J]. SPIE-IS&T, 2006, 6065:606509-1-10.
- [6] 严奉霞,王泽龙,朱炬波,等. 压缩感知理论与光学压缩成像系统[J]. 国防科技大学学报, 2014, 36(2):140-147.
- Yan Feng-xia, Wang Ze-long, Zhu Ju-bo, et al. Compressive sensing theory and optical compressive imaging systems[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2014, 36(2):140-147.
- [7] 李坤,马彩文,李艳,等. 压缩感知重构算法综述[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(增刊1):225-232.
- Li Kun, Ma Cai-wen, Li Yan, et al. Survey on reconstruction algorithm based on compressive sensing[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(Sup. 1):225-232.
- [8] Willett R M, Marcia R F, Nichols J M. Compressed sensing for practical optical imaging systems: a tutorial[J]. Optical Engineering, 2011, 50(7):072601-1-11.
- [9] 王春哲,李杰,李明晶,等. 一种多扭曲失真图像的质量评价方法[J]. 液晶与显示, 2015, 30(04):681-686.
- Wang Chun-zhe, Li Jie, Li Ming-jing, et al. Image quality assessment algorithm for multi-distorted image[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2015, 30(4): 681-686.
- [10] 曹雷,陈洪斌,邱琪,等. 盲图像复原研究现状[J]. 中国光学, 2014, 7(1): 68-78.
- Cao Lei, Chen Hong-bin, Qiu Qi, et al. Research status of blind image restoration[J]. Chinese Optics, 2014, 7(1): 68-78.
- [11] 柯洪昌,孙宏彬. 图像序列的显著性目标区域检测方法[J]. 中国光学, 2015, 8(5): 768-774.
- Ke Hong-chang, Sun Hong-bin. A saliency target area detection method of image sequence[J]. Chinese Optics, 2015, 8(5): 768-774.
- [12] 张振东,陈健,王伟国,等. 基于SSIM_NCCDFT的超分辨率复原评价方法研究[J]. 液晶与显示, 2015, 30(4): 713-721.
- Zhang Zhen-dong, Chen Jian, Wang Wei-guo, et al. Evaluation method of super-resolution restoration based on SSIM_NCCDFT[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2015, 30(4): 713-721.
- [13] Yang J, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [14] 邓承志,田伟,汪胜前,等. 近似稀疏正则化的红外图像超分辨率重建[J]. 光学精密工程, 2014, 22(6): 1648-1654.
- Deng Cheng-zhi, Tian Wei, Wang Sheng-qian, et al. Super-resolution reconstruction of approximate sparsity regularized infrared images[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(6):1648-1654.
- [15] 王军华,黄知涛,周一宇,等. 基于近似 l_0 的稳健稀疏重构算法[J]. 电子学报, 2012, 40(6):1185-1189.
- Wang Jun-hua, Huang Zhi-tao, Zhou Yi-yu, et al. Robust sparse recovery based on approximate l_0 Norm[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1185-1189.
- [16] 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):586-597.
- [17] Dai Y H, Zhang H. Adaptive two-point stepsize gradient algorithm [J]. Numerical Algorithms, 2001, 27(4):377-385.
- [18] Hu Sheng-long, Huang Zheng-hai, Lu Nan. A non-monotone line search algorithm for unconstrained optimization[J]. Journal of Scientific Computer, 2010, 42(1):38-53.