

DOI:10.3969/j.issn.2013-0934.201309034

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20150113.1129.001.html>

QR 分解与特征值优化观测矩阵的算法研究

郑晓¹, 薄华¹, 孙强²

(1.上海海事大学 信息工程学院, 上海 201306; 2.西安理工大学 自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710000)

摘要:观测矩阵的构造是压缩感知中的核心部分之一,观测矩阵的列独立性,观测矩阵与稀疏基的非相干性,对重构图像的质量有重要影响,基于此提出了一种优化算法。该算法实现对观测矩阵进行 QR 分解以增大其列独立性,同时对格拉姆矩阵进行优化,使其归一化后的特征值逼近 N/M ,从而增大观测矩阵与稀疏基的非相干性。仿真结果显示,算法在提高图像重构质量,以及重构结果稳定性上都有较好的结果,尤其是在观测值个数较少的情况下,有比其他算法更明显的优势。

关键词:压缩感知;稀疏基;观测矩阵;重构算法;QR 分解;特征值;列独立性;非相干性;

中图分类号:TP391.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2015)01-0149-06

中文引用格式:郑晓,薄华,孙强.基于 QR 分解与特征值优化观测矩阵的算法研究[J].智能系统学报,2015,10(1):149-154.

英文引用格式:ZHENG Xiao, BO Hua, SUN Qiang. An algorithm for measurement matrix based on QR decomposition and eigenvalue optimizatio[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(1): 149-154.

An algorithm for measurement matrix based on QR decomposition and eigenvalue optimizatio

ZHENG Xiao¹, BO Hua¹, SUN Qiang²

(1.College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;2.Automation and Information Engineering College,Xi'an University of Technology,Xi'an,710000,China)

Abstract: Measurement matrix is a core part of compressed sensing. The column independence of measurement matrix and the incoherence between measurement matrix and sparse basis have a major impact on the quality of a reconstructed image. This paper proposes a new algorithm of measurement matrix based on QR decomposition and eigenvalue. The column independence of the measurement matrix is increased by QR decomposition and at the same time the Gram matrix is optimized. Therefore, the eigenvalue of the normalized Gram matrix approximates to N/M so as to increases the incoherence between measurement matrix and sparse basis. The simulation results showed that the proposed method has excellent results on the aspects of increasing the quality of reconstructed image. In addition, the stability of the reconstructed results had more apparent advantages than other algorithms in the case of less number of observed values

Keywords: compressed sensing; sparse basis; measurement matrix; reconstruction algorithm; QR decomposition; eigenvalue; column independence; incoherenc

压缩感知理论的突出优点在于能够同时完成信号获取和压缩,它突破了奈奎斯特采样定理,能够以远少于传统方法所需的采样数来进行图像的

精确重构。它在减少冗余数据、节省存储空间上有较大优势。因而,压缩感知掀起了信号处理领域的革命,被广泛应用于医用电子学、模式识别、数据采样与挖掘、无线通信、信道编码、天文学以及雷达遥感等领域。观测矩阵的设计是压缩感知研究的关

收稿日期:2013-09-12. 网络出版日期:2015-01-13.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61001140).

通信作者:郑晓.E-mail:gofishingwan@163.com.

键问题之一,构造性能好的观测矩阵对于观测值的获取和图像的精确重构都起到了至关重要的作用。目前,国内外提出的优化方法主要有:通过减小格拉姆矩阵(Gram)的非对角线元素增大观测矩阵与稀疏基之间的非相干性,从而实现观测矩阵的优化。用到的方法主要有等角紧框架法、梯度迭代法以及特征值优化方法^[1-11]等;利用增强观测矩阵的列独立性实现观测矩阵优化^[12-13]等等。上面提到的优化方法主要是通过减小观测矩阵与稀疏基之间的互相干性单方面展开^[1-11],或者通过增大观测矩阵的列独立性展开^[12-13]。文中将把增强观测矩阵的列独立性和增大观测矩阵与稀疏基之间的非相干性结合起来,寻求一个更加优化的观测矩阵,从而利用相同的观测个数,实现重构质量更好、仿真实验更稳定的效果。

1 压缩感知

压缩感知(compressed sensing, CS)突破了香农采样定理的瓶颈,使高分辨率信号的采集成为可能,引起广大学者的研究。对压缩感知进行数学建模,它主要涉及 3 方面的内容^[14]:

1) 寻求稀疏基 $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$,并将信号 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^N$ 进行稀疏表示,由式(1)可以得到稀疏向量 $\Theta \in \mathbf{R}^N$:

$$\Theta = \Psi^T \mathbf{X} \quad (1)$$

2) 设计一个平稳的、与稀疏基 Ψ 不相关的观测矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$,保证稀疏向量 Θ 能够从 N 维降到 M 维,同时不丢失重要信息,进而得到观测集合 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^M$,如式(2)所示:

$$\mathbf{Y} = \Phi \Psi^T \mathbf{X} \quad (2)$$

3) 设计快速重构算法,利用观测集合 \mathbf{Y} 并根据式(3)恢复原信号:

$$\min \|\Phi \Psi^T\| \text{ s.t. } \mathbf{Y} = \Phi \Psi^T \mathbf{X} \quad (3)$$

稀疏表示是指在某个特定变换域中用尽量少的基函数来尽可能完整地表示原始信号^[15]。信号能够进行有效的稀疏表示是压缩感知的前提。所以,稀疏基的选择是压缩感知的先决条件。常用的稀疏基有 DCT 基、小波基、Chirplet 基、Gabor 基等,但是这些固定的正交基有时还不足以表示如声音或自然图像这些信号所具有的复杂未知规则性,不能保证信号在变换域足够稀疏。稀疏基的构造不是文中的研究重点,根据文中实验图像的特点,文

中采用较常用的小波基。

观测矩阵进行的线性观测是把信号稀疏表示和信号重构连接起来的桥梁,观测矩阵的设计是压缩感知的重要部分^[15]。提出了观测矩阵设计时应该满足的 3 个原则,根据这 3 个原则构造了一些常用观测矩阵,例如高斯矩阵、正交观测矩阵、多项式确定观测矩阵、循环矩阵、循环直积观测矩阵等。文中采用高斯矩阵作为基本矩阵。

常用的重构算法主要分为 3 类^[16]:1) 贪婪追踪算法:匹配追踪算法、正交匹配追踪算法(OMP)、分段正交匹配追踪算法等;2) 凸松弛算法:梯度投影法、基追踪算法内点法等;3) 组合算法:傅立叶采样以及链式追踪等。文中采用 OMP 算法。

2 文中优化算法

现有的观测矩阵几乎都存在着一些不足,目前观测矩阵的研究热点在于:寻找需要更少观测值的新矩阵;对观测矩阵进行优化,在相同观测数的情况下,使观测矩阵具有更好的性质;构造或优化能够减小计算复杂度和提高实验稳定性的观测矩阵。

为了利用更少的观测值得到更加精确、更加稳定的重构结果,文中结合观测矩阵列向量的独立性以及观测矩阵与稀疏基之间的非相干性两方面对观测矩阵进行优化,提出一种利用 QR 分解来增大观测矩阵的列独立性方法,同时提出通过优化 Gram 矩阵特征值增大观测矩阵与稀疏基之间的非相干性的优化方法(以下简称 QT 算法)。

2.1 QR 分解增大列独立性

观测矩阵的列独立性越大,重构所需的观测值越少,重构质量也越高。文献[19]中指出设计观测矩阵时,要保证观测矩阵的最小奇异值大于某一个大于零的常数。而文献[20]中指出矩阵的最小奇异值与矩阵的列向量相关性密切相关。最小奇异值越大矩阵的列相关性越弱,列独立性越强。因此,观测矩阵的最小奇异值是影响图像重构质量的重要因素。所以,可以在不违背文献[15]中提出的观测矩阵应该满足的性质前提下,通过增大观测矩阵的最小奇异值对观测矩阵进行优化,最终会得到更好的重构效果。

QR 分解优化不但能够增大矩阵的最小奇异值,同时能够保持矩阵的性质基本不变^[16]。QR 分

解优化主要原理为:首先对观测矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 进行 QR 分解,得到正交矩阵 $Q \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 和上三角矩阵 $A \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 。然后对 A 分析,看出其主对角线元素远远大于非对角线元素,利用该发现,把 A 的非对角线元素全置零得 A_1 ,再根据 A_1 得优化后的观测矩阵 $\Phi_1 \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 。通过 QR 分解优化, Φ 的最小奇异值小于 Φ_1 的最小奇异值^[12]。

2.2 基于特征值的优化

文献[1-10]提出观测矩阵与稀疏基之间的互相干性越小,重构所需的观测值越少,重构精度也越大。观测矩阵与稀疏基之间的互相干性 $\mu(\Phi, \Psi)$ 如式(4)所示:

$$\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{N} \times \max_{1 \leq k \leq M} |\langle \varphi_k, \psi_j \rangle|_{1 \leq j \leq N} \quad (4)$$

基于特征的优化算法是针对 Gram 矩阵的特征值进行的,算法的本质在于通过减小 Gram 矩阵的非对角线元素减小互相干性。

首先,构造 $D \in \mathbf{R}^{N \times N}$,令 $D = \Phi\Psi$,其中观测矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$,并且秩为 M ,稀疏基 $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 。对 D 进行归一化得到 D_1 ,然后构造 Gram 矩阵 $G \in \mathbf{R}^{N \times N}$,令 $G = D_1^T D_1$ 。 G 的非对角线元素的大小和观测矩阵与稀疏基之间的非相干性的大小有着密切关系:非对角线元素越小,互相干性越小。文中通过使 G 的非对角线元素的平方和最小化实现互相干性最小化。

对上面的 G 进行分析,假设 G 有 M 个大于 0 的特征值 $l_k (k < M)$,根据矩阵的迹理论以及特征值的相关理论,加上 G 是归一化矩阵,求解观测矩阵和稀疏基之间最小相关性问题的等价求解式(5)的最优解。

$$\begin{cases} \min \sum_{i \neq j} (g_{ij})^2 = \sum_{k=1}^M (\lambda_k)^2 - \sum_{i=1}^N (g_{ii})^2 \\ \sum_{k=1}^M \lambda_k = N \end{cases} \quad (5)$$

式中: g_{ij} 表示 G 中的元素, d_i, d_j 均为 G 的列向量。通过式(5)可以看出,当 l_k 都为 N/M 时可得到理论的最优解。此时,式(5)等价于式(6)

$$\min \sum_{i \neq j} (g_{ij})^2 = M \times \left(\frac{N}{M}\right)^2 - \sum_{i=1}^N (g_{ii})^2 \quad (6)$$

文中优化算法的主体思路是选择高斯随机矩阵为原始观测矩阵,利用它构造 Gram 矩阵,之后对 Gram 矩阵优化,让它的特征值逐渐逼近 N/M 。然

后通过优化后的 Gram 矩阵反向求出此时的观测矩阵,并且对此时的观测矩阵进行 QR 分解优化,增大观测矩阵的列独立性。继续用求得的观测矩阵求解 Gram 矩阵,在不断地进行观测矩阵和 Gram 矩阵的相互求解过程中,当达到设置的终止条件时,输出此时的观测矩阵。通过上述优化后,观测矩阵不但列独立性得到了增强,而且它与稀疏基的非相干性也相应增大了。另外,由于每次迭代中 QR 分解优化时 A 只保留相对较大的主对角线元素,观测矩阵保存了主要信息,又因为 G 不断趋向于最优化矩阵,加上观测矩阵与 Gram 矩阵的不断相互求解,因此,每次得到的观测矩阵很相近,相应地,仿真结果稳定性也较好。

2.3 算法流程及具体实现

通过算法分析,设计出 QT 算法流程如图 1。

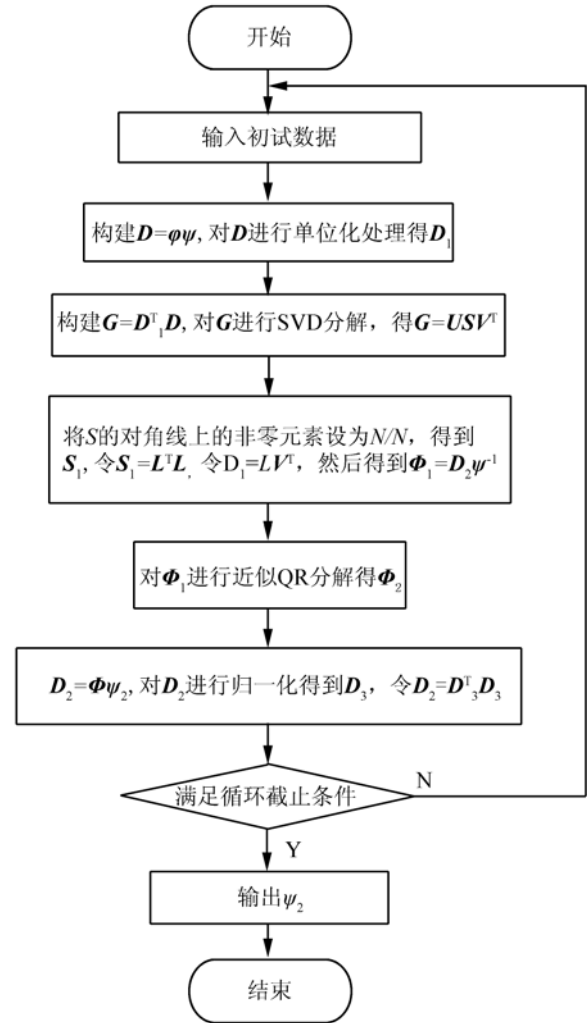


图 1 QT 算法流程图

Fig.1 The flow of QT algorithm

对上述流程进行细化,具体实现如下:

输入 $\Phi \in \mathbf{R}^{N \times N}$ $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$, 最大迭代次数设为 100。

输出 优化后的观测矩阵 Φ_2 。

具体实现步骤如下:

1) 构造 $D \in \mathbf{R}^{M \times N}$, 并且令 $D = \Phi\Psi$, 对其进行归一化处理, 得到归一化矩阵 D_1 ;

2) 由 $G = D_1^T D_1$ 构造出 Gram 矩阵 G , 然后对 G 进行奇异值分解, 即 $G = USV^T$, 其中 U, V 均为酉矩阵, S 为对角矩阵, 并且 $U \in \mathbf{R}^{N \times N}$, $V \in \mathbf{R}^{N \times N}$, $S \in \mathbf{R}^{N \times N}$;

3) 将 S 中对角线上的非零元素置为 N/M , 得到 S_1 , 接着得到 $G_1 = US_1 V^T$;

4) 根据 $S_1 = L^T L$, 对 S_1 进行分解, 得到矩阵 L 。其中 $L \in \mathbf{R}^{M \times N}$, 并且它的对角线元素为 $\sqrt{N/M}$, 其他元素为零;

5) 设 $D_2 \in \mathbf{R}^{M \times N}$, 并且令 $D_2 = LV^T$, 然后通过 $\Phi_1 = D_2 \Psi^{-1}$, 求得 Φ_1 ;

6) 对 Φ_1 进行近似 QR 分解的优化: 即首先对 Φ_1 进行 QR 分解, 得到 $\Phi_1 = EF$ 。其中, 正交阵 $E \in \mathbf{R}^{M \times N}$, 而上三角矩阵 $F \in \mathbf{R}^{M \times N}$; 然后将 F 中的非对角线元素设置为零, 得到 F_1 ; 最后根据 $\Phi_2 = EF_1$, 求得进一步更新的观测矩阵 Φ_2 ;

7) 利用 $D_2 = \Phi_2 \Psi$ 求出 D_2 , 接着对 D_2 进行归一化处理, 得到 D_3 , 然后继续利用 $G_2 = D_3^T D_3$ 得到新的 Gram 矩阵 G_2 , 求出 G_2 中除主对角线元素外的所有值的平方和 (sum), 当 $(\text{sum}) - ((N/M)^2 - N) < 0.1$ 时, 输出此时的观测矩阵 Φ_2 , 否则跳转到②继续新的循环。

3 实验结果与分析

为了验证文中算法的有效性, 文中选择多幅自然图像, 应用文中提出的算法进行观测矩阵的构造, 然后对观测数据, 采用 OMP 算法进行重构, 将重构图像的信噪比和目前的经典算法进行比较。

采用 256×256 的自然图像, 初始的观测矩阵采用高斯矩阵, 稀疏基选取小波基, 重构算法选取 OMP 算法。进行对比算法的观测矩阵分别是初始高斯矩阵, 经 QR 分解优化的高斯矩阵^[12], 基于特征值优化的高斯矩阵^[11]。实验部分分为 2 个部分:

对比不同的观测长度下, 不同观测矩阵得到的重构精度的比较 (多次重构的平均结果); 比较在相同观测长度下, 不同观测矩阵得到的重构精度 (单次重构的结果)。

3.1 不同观测长度的比较

为了验证文中构造的观测矩阵的有效性, 对于同样一幅自然图像, 分别选取不同的观测矩阵长度 M , 比较采用不同观测矩阵得到的观测向量的重构精度, 并用信噪比表示。由于观测矩阵选取的随机性, 所以每次结果都不尽相同。

为得到一个统计性的结果, 采用 50 次平均的结果为最终结果。表 1、2 分别表示 4 种方法在不同观测个数时 lena 和 cameraman 重构图像的信噪比。

表 1 不同观测个数的 PSNR (lena)

Table 1 PNSR of different measurement numbers (lena) dB

观测 矩阵	高斯 矩阵	QR 分解 优化	特征值 优化	QT 算法
$m = 80$	18.395	18.607	21.644	29.205
$m = 100$	26.197	26.572	27.317	31.086
$m = 120$	28.190	28.581	29.444	32.902
$m = 140$	29.805	30.334	31.640	34.151
$m = 160$	31.384	32.077	33.375	35.115

表 2 不同观测个数的 PSNR (cameraman)

Table 2 The PNSR of different measurement dB

观测 矩阵	高斯 矩阵	QR 分解 优化	特征值 优化	QT 算法
$m = 80$	16.942	16.994	19.547	25.070
$m = 100$	22.210	22.551	23.322	26.423
$m = 120$	23.398	24.063	24.809	27.760
$m = 140$	25.629	25.629	26.401	28.661
$m = 160$	27.111	27.112	28.275	29.441

由表 1 和表 2 中的数据可以看出, 经 QR 分解优化后, PSNR 相对于未经优化时提高的幅度不明显, 而经过特征值优化后, PSNR 相对于未经优化时提高的幅度较大。将 QT 算法和前 3 种算法中效果最好的基于特征值优化算法相比较: 当 $M = 80, 100, 120, 140, 160$ 时, lena 的 PSNR 提高情况分别为 7.6、3.8、3.5、2.5 和 1.8 dB, 而 cameraman 的 PSNR 提高情况分别为 6.5、3.1、2.9、2.2 与 1.2 dB。通过比较

分析,随着 M 的增大,文中方法的优势越来越小,也就是说 M 越小,优化算法优势更大。总的来说,文中优化方法在保证近似精确重构的条件下,减小观测次数上更有空间。

3.2 算法的鲁棒性比较

由于观测矩阵的初始矩阵均为高斯噪声,因此每次仿真试验的初始矩阵都是随机的,从而每次重构的结果都会有所差异。由于 QT 算法同时考虑了观测矩阵列的独立性,以及观测矩阵和基函数的不相关性,因此,比其他 3 种算法有更好的鲁棒性。依然选取 lena 和 cameraman 2 幅图像进行图示对比。图 2 和图 3 分别为当 $M = 80$ 时对 2 幅图像进行观测重构之后的单次重构精度的曲线图。

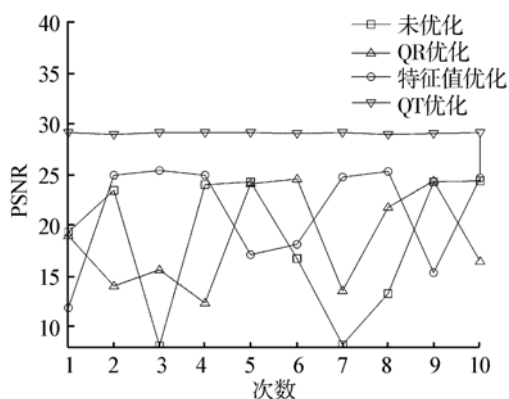


图 2 $M = 80$ 时的 PNSR 图 (lena)

Fig.2 The graph of PNSR when the value of M is 80(lena)

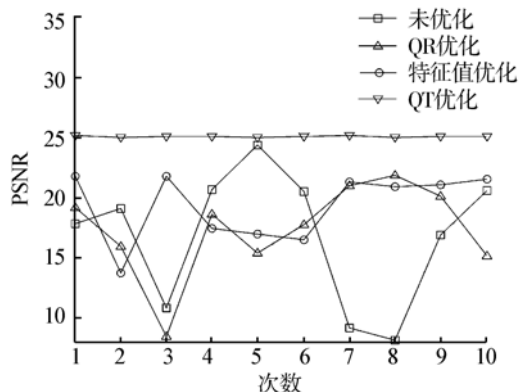


图 3 $M = 80$ 时的 PNSR 图 (cameraman)

Fig.3 The graph of PNSR when the value of M is 80 (cameraman)

由图 2、3 可以看出:当 $M = 80$ 时,其他 3 种方法的 PSNR 变化幅度比较大,而且经 QR 分解优化和特征值优化后的 PSNR 值在个别点上比未经优化时小。文中优化方法每次的 PSNR 始终大于其他 3 种方法,并且每次它的波动在 5% 以内,稳定性较好。另外,随着观测值的增多,其他方法的实验仿

真稳定性也会有所提高,和文中优化算法在稳定性上的趋势比较接近。由上述实验可以得到结论:当观测值较少时,文中提出的优化算法无论在 PSNR,还是实验结果的稳定性上,都比其他 3 类算法有更好的效果。图 4 和图 5 给出了 lena 和 cameraman 在 $M = 120$ 时的 4 种算法的重构结果。



图 4 不同方法优化的重构图 (lena)

Fig. 4 The reconstructed images by different optimization methods (lena)



图 5 不同方法优化的重构图 (cameraman)

Fig. 5 The reconstructed images by different optimization methods (cameraman)

从对图 4 和图 5 进行分析可以看出, $M = 120$ 时, 经 QR 分解优化效果不大。基于特征值优化的重构图相对前 2 种方法在帽子边缘和头发、脸部这些细节部分明显变得更清晰, 重构质量得到了较大提高。文中算法优化的重构图在鼻子、嘴巴以及眼睛这 3 个细节处的重构效果更好。综合以上分析, 文中算法在相同的观测个数时, 重构质量更高。

4 结束语

文中提出的优化算法, 紧密结合观测矩阵的列独立性和观测矩阵与稀疏基的非相干性两方面对观测矩阵进行优化。通过对实验结果进行分析, 文中提出的优化算法在重构质量和稳定性这 2 个方面有较大优势, 尤其在观测个数较少时, 优势更明显。后期的工作将尝试研究确定性观测矩阵, 如何采用更少的观测个数, 得到更精确的重构结果是下一步的研究目标。

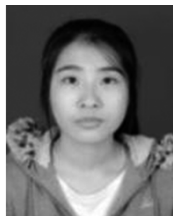
参考文献:

- [1] ELAD M. Optimized projections for compressed sensing[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2007, 55(12): 5695-5702.
- [2] DINH M N. Efficient projection for compressed sensing [C]//7th ACIS International CONFERENCE on Computer and Information Science. Oregon, America, 2008: 322-327.
- [3] JULIO M D, GUILLERMO S. Learning to sense sparse signals; Simultaneous sensing matrix and sparsifying dictionary optimization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(7): 1395-1408.
- [4] CAO Z. Optimized projection matrix for compressive sensing [J]. EURAIP Journal Advances in Signal Processing, 2010 (43): 55-60.
- [5] YU Lifeng, LI Gang, CHANG Liping. Optimizing projection matrix for compressed sensing systems [C]// 8th International Conference on Communication and Signal Processing, 2011: 1-5.
- [6] EVAGGLIAT, LISIMACHOS P K, AGGELOS K K. Use of tight frames for optimized compressed sensing [C]//20th European Signal Processing Conference, Bucharest, 2012: 1439-1443.
- [7] VAHID A, SAIDEH F, SAEID S. A gradient-based alternating minimization approach for optimization of measurement matrix in compressive sensing[J]. Signal Processing, 2012, 92(4): 999-1009.
- [8] THONG T D, LU Gan, NAM H N, et al. Fast and efficient-compressive sensing using structurally random matrices[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(1): 139-154.
- [9] WEI Chen, MIGUEL R D. On the use of unit-norm tight frames to improve the use of MSE performance in compressive sensing application[J]. Transactions on Signal Processing Letter, 2012, 19(1): 8-11.
- [10] TSILIGIANNI E, KONDI L P, KATSAGGELOS A K. Use of tight frames for optimized compressed sensing [C]//20th European Signal Processing Conference Bucharest, 2012: 1439-1443.
- [11] 赵瑞珍, 秦周, 胡绍海. 一种基于特征值分解的测量矩阵优化方法[J]. 信号处理, 2012, 28(5): 653-658.
- [12] 傅迎华. 可压缩传感重构算法与近似 QR 分解[J]. 计算机应用, 2008, 28(9): 2300-2302.
- [13] 彭玉楼, 何怡刚, 林斌. 基于奇异值分解的压缩感知噪声信号重构算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(12): 2655-2660.
- [14] DONOHO. Compressed sensing[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[15] YAAKOV TSAIG, DAVID L. Extensions of Compressed sensing[J]. Signal Processing, 2006, 86(3):533-548.

[16] DAVID L. Compressed sensing[J]. Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

作者简介:



郑晓,女,1989 年生,硕士研究生,
主要研究方向为图像处理与模式识别。



薄华,女,1971 年生,副教授,主要研究方向为遥感图像处理、模式识别、人工智能。曾主持上海市教委项目,参加国家“863”计划国家自然科学基金项目多项,并以第二完成人获军队科技进步奖三等奖 2 次。



孙强,男,1979 年生,博士,副教授。主要研究方向为遥感图像处理与解译、机器学习、机器视觉和专用集成系统主持国家自然科学基金项目 1 项、陕西省教育厅自然科学专项 2 项;参加国家“973”计划、“863”计划、国家自然科学基金和国防部委资助的科研项目多项。

2015 第 2 届可拓学与创新方法国际研讨会

人类社会是在解决各种各样的矛盾问题和不断开拓创新中前进的。利用计算机和网络帮助人们处理矛盾问题和进行创新活动是人类的理想。可拓学是一门研究实现上述理想所需基本理论、方法和工具的新学科,它用形式化模型探讨事物拓展与变换的可能性以及开拓创新的规律与方法,并用于解决矛盾问题。

可拓学创立于 1983 年。30 多年来,可拓学研究者建立了较完善的理论体系——可拓论,研究了应用于各领域的可拓创新方法,开展了在信息、设计、自动化和管理等领域的应用——可拓工程。可拓论、可拓创新方法和可拓工程构成了新学科可拓学。我国著名科学家对可拓学作出了高度的评价,并已经从广东发展到中国大陆及台湾等 20 多个省市,发展到美国、德国、英国、法国、日本、印度、罗马尼亚和韩国等多个国家(见可拓学主页:<http://extenics.gdut.edu.cn/>)。

继首届“可拓学与创新方法国际研讨会”于 2013 年 8 月在北京胜利召开之后,越来越多的国内外学者投身于有关可拓学的理论和应用研究中,可拓学在国际上的影响力与日俱增。为了进一步交流与总结可拓学的研究成果与应用推广经验,以便更好地开展可拓学研究,定于 2015 年 8 月 14-16 日在香港召开“第二届可拓学与创新方法国际研讨会”。另一方面,工程技术和实践领域的实践活动需要不断地创新,因此催生了很多创新方法,如 TRIZ、可拓创新方法等。国内外学者在创新理论、方法和应用的研究取得了大量可喜的成果。为了促进和推动各种创新理论与方法的发展,本次会议将为国内外学者提供一个交流最新成果的平台。我们热诚欢迎国内外从事创新研究的高校及科研院所的学者和企业界代表参加本次研讨会。

征文范围及要求:

会议主题为总结和交流可拓学以及各种创新方法的最新理论和应用研究成果。本次会议欢迎可拓论、可拓工程、可拓创新方法及其他创新理论与方法等领域的论文投稿,主要范围包括(但不限于):

- 1) 各种创新理论与方法的理论和应用研究成果、发明和专利;
- 2) 可拓论:包括可拓集理论、可拓数学、基元理论、可拓逻辑和可拓学的哲学基础及可拓论的应用研究成果;
- 3) 可拓创新方法:包括可拓策略生成方法、转换桥方法、拓展分析方法、共轭分析方法和可拓变换方法等及可拓创新方法的应用研究成果;
- 4) 可拓学与其他学科交叉融合的研究,包括与各专业领域(如信息、设计、机械与电工、自动化、管理与经济等)相结合产生的可拓工程理论、方法以及它们在各领域的应用研究论文等。

全文截稿日期:2015-04-05

联系人:汤龙 15622785217,李剑明 13632390636

联系电话:020-39322973

传真:0086-20-39322019

E-mail: extenics30@163.com

会议网站:<http://web.gdut.edu.cn/~extenics/ISEIM2015/ISEIM2015chinese.html>