

文章编号 1004-924X(2017)04-1106-06

## 基于稀疏处理的多能 X 射线分离成像

费彬<sup>1</sup>, 孙京阳<sup>1</sup>, 张俊举<sup>2</sup>, 喻春雨<sup>1,\*</sup>

(1. 南京邮电大学 光电工程学院, 江苏 南京 210023;

2. 南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094)

**摘要:** 利用独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)并结合多能 X 射线图像的丰富信息可以将二维 X 射线图像中重叠目标分离成像,但是海量的图像数量,以及高像素数的要求均会使内存占有量和计算速度面临挑战,因此本研究将压缩感知(Compressed Sensing, CS)与 ICA 相结合进行分离成像,以提高计算速度和分离成像性能。研究过程中,首先根据被拍摄物体的物质组成确定拍摄多能 X 射线图像数量,并选取 CS 技术中 K 均值奇异值分解(K-means Singular Value Decomposition, K-SVD)稀疏基将多能 X 射线图像进行稀疏表示,然后利用 ICA 将此稀疏表示进行盲源分离得到独立源,最后采用正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)将独立源进行重构实现分离成像。研究结果表明:采用 ICA&CS 技术比仅采用 ICA 进行目标分离成像的运行时间减少了 46.14 s(23.3%)、内存占有率降低了 21%、重构图像峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)提高了 2.665 dB、边缘梯度提高了 0.001、信息熵提高了 0.09。

**关键词:** 压缩感知;独立成分分析;多能量成像;图像重构

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172504.1106

## Separation of multi-energy X-ray imaging based on sparse processing

FEI Bin<sup>1</sup>, SUN Jing-yang<sup>1</sup>, ZHANG Jun-ju<sup>2</sup>, YU Chun-yu<sup>1,\*</sup>

(1. Sch Optoelect Engn, Nanjing Univ Posts & Telecommun, Nanjing 210023 China;

2. Sch Elect Engn & Optoelect Technol, Nanjing Univ Sci & Technol, Nanjing 210094 China)

\* Corresponding author, E-mail: yucy@njupt.edu.cn

**Abstract:** Independent Component Analysis (ICA) combined with abundant information of multi-energy X-ray images can achieve the imaging separation of overlapping targets in 2D X-ray images, but the increasing number of images and higher pixel requirements may serve as an obstacle for memory occupancy and calculating speed. In this paper, Compressed Sensing (CS) was combined with ICA to achieve the imaging separation and to improve the calculating speed, as well as the imaging separation performance. First, the number of the multi-energy X-ray images was determined based on composition of the captured object, and then sparse representation of multi-energy X-ray images was carried out by selecting K-means Singular Value Decomposition (K-SVD) in the CS technology; then, Blind Source Separation(BSS) was conducted in such sparse representation to obtain the independent source by using ICA; finally, Orthogonal Matching Pursuit (OMP) was used to reconstruct the independent

收稿日期:2016-11-04;修订日期:2016-12-12.

基金项目:高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20133223120007);江苏省自然科学基金(BK20140876)

source, thus achieving the imaging separation. The results show that compared with the algorithm merely based on ICA, ICA&CS could reduce the algorithm running time by 46.14 s (23.3%) and memory occupancy by 21%, and improve the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) of the reconstructed image by 2.665 dB, edge gradient by 0.001 and information entropy by 0.09.

**Key words:** Compressed sensing; independent component analysis; multi-energy imaging; image reconstruction

## 1 引 言

由于 X 射线可以透射物体,帮助人类探索物体的内部结构,自 1895 年由德国物理学家伦琴发现以来,已广泛应用于工业探伤、无损检测和医学诊断领域,极大地推动了科技进步。传统二维影像呈现的是被检物体内部结构的重叠信息,因此已有很多学者研究了物体内部叠加目标的分离成像。近年来,由于光子技术探测器的能谱分辨力不断提高,使得 X 射线成像被引入更丰富的能谱信息。在此背景下,本研究组提出了一种新型的 X 射线成像技术。不同于电子计算机断层扫描<sup>[1,2]</sup>(Computed Tomography,CT)技术,该技术不是通过旋转扫描及图像重建得到切片图像,而是依据 X 射线图像中被检测目标各部分衰减系数随 X 射线能量的变化而变化,且变化存在差异性<sup>[3-6]</sup>。该技术将多能 X 射线图像视为目标各部分成像的不同线性组合,利用 BSS(Blind Source Separation)中的 ICA(Independent Component Analysis)从多能 X 射线图像序列中将重叠目标分离出来独立成像<sup>[7]</sup>。

ICA<sup>[8,9]</sup>是应用高阶统计进行的盲源分离算法,它以寻找统计独立非高斯性信号的线性表示为目标,把观测到的混合信号分离成多个信号源的线性组合。然而由于其采用高阶累量必然存在计算量大的问题。因此,本项目组研究的多能 X 射线目标分离成像在图像数据量大幅度增加时,内存占有量和计算速度亟待改善。压缩感知(Compressed Sensing,CS)<sup>[10-12]</sup>(也称压缩采样、稀疏采样或压缩传感)理论是由 Emmanuel Candès, Terence Tao 和 David Donoho 等人于 2004 年提出的,它以信号稀疏性为基础,通过信号感知和重构,以低于 Nyquist 抽样速率精确恢复原始信号,因此 CS 可用于提高算法的运行效率、降低数据计算时间。基于 ICA 和 CS 的技术

特点,本文在使用 ICA 进行多能 X 射线目标分离成像的计算过程中引入了 CS 技术,将二者结合(记作 ICA&CS)以达到降低计算时间、提高图像分离性能的目的。

## 2 ICA&CS 分离成像算法

本研究将 CS 引入到 ICA 分离成像中,本算法由原图像信号感知、基于 ICA 的稀疏信号分离及稀疏后的信号重构 3 部分构成。算法的实现过程为:选取稀疏基,使用随机高斯矩阵感知预分离图像(选择至少 3 张不同能量的 X 射线图像组成序列);利用 ICA 对稀疏后的多能 X 射线图像进行盲源分离;采用正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit,OMP)重构分离图像。实验步骤及理论依据推导如下,对应流程如图 1 所示。

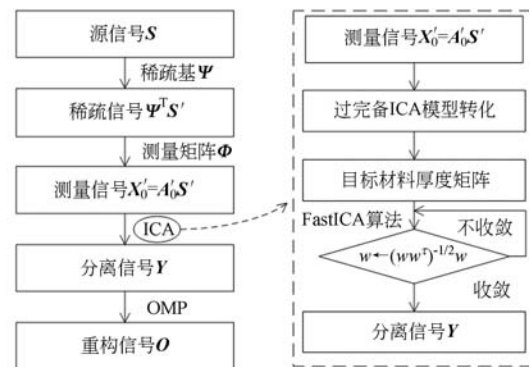


图 1 ICA&CS 多能 X 射线图像中分离成像流程图  
Fig. 1 Flowchart of multi-energy X-ray and imaging separation based on ICA&CS

Step 1: 获取原始图像序列  $X_0$ , 它由源信号  $S$  和系数矩阵  $A_0$  线性组合而成,表示如下,

$$X_0 = A_0 S, \quad (1)$$

Step 2: 对原始图像序列  $X_0$  进行信号感知处理,此时感知信号  $X_0'$  的变量数  $m$  小于源信号  $S$  的变量数  $n$ (基向量个数  $n$ ),而且,基向量对于感知信号  $X_0'$  是过完备(Over-complete)<sup>[13-15]</sup>的。

$\mathbf{X}_0' = \Phi \mathbf{X}_0 = \Phi(\mathbf{A}_0 \mathbf{S}) = \Phi \mathbf{A}_0 (\Psi^T \mathbf{S}') = \mathbf{A}'_0 \mathbf{S}'$ , (2)  
 式(2)中,  $\Phi$  是测量矩阵,  $\Psi$  是源信号  $\mathbf{S}$  的稀疏基,  $\mathbf{S}'$  是源信号  $\mathbf{S}$  在稀疏基上的稀疏分量;

Step 3: 由感知信号  $\mathbf{X}_0'$  求得  $\mathbf{X}_m'$ , 即通过回归 ICA 使过完备 ICA 模型转化为标准 ICA 模型。

$$\mathbf{X} = \mathbf{A} \mathbf{S}' = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_0' \\ \mathbf{X}_m' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}'_0 \\ \mathbf{A}'_m \end{bmatrix} \mathbf{S}', \quad (3)$$

式(3)中,  $\mathbf{X}_m'$  含有  $n - m$  个变量, 与  $\mathbf{X}_0'$  的  $m$  个变量共同组成  $n$  个变量。  $\mathbf{X}_m'$  可由条件期望求得:

$$\hat{\mathbf{X}}_m' = E\{\mathbf{X}_m' | \mathbf{X}_0'\} = E\{\mathbf{A}_m' \mathbf{S}' | \mathbf{X}_0'\} = \mathbf{A}_m' \cdot \int_{\mathbf{X}_0' = \mathbf{A}'_0 \mathbf{S}'} \mathbf{S}' p(\mathbf{S}') d\mathbf{S}', \quad (4)$$

式(4)中,  $p(\mathbf{S}')$  是  $\mathbf{S}'$  的概率密度函数。假设函数  $g(\cdot)$  为式(4)的积分结果, 得:

$$\hat{\mathbf{X}}_m' = E\{\mathbf{X}_m' | \mathbf{X}_0'\} \approx \mathbf{A}_m' \cdot g((\mathbf{A}'_0)^T \mathbf{X}_0') = \mathbf{A}_m' \cdot g(\mathbf{S}'_0'), \quad (5)$$

式(5)中, 可通过 Euclidean 距离平方的范数表达求得式(3)中  $\mathbf{X}_m'$ 。

Step 4: 对式(3)使用标准 ICA 模型, 运用准正交 Fast-ICA 算法<sup>[7]</sup>得到分离的信号源感知信号估计值  $y_1, y_2, \dots, y_n$ 。

Step 5: 对分离估计值  $y_1, y_2, \dots, y_n$ , 通过 OMP<sup>[16]</sup>求得  $\mathbf{S}'$  的逼近值, 进而由其稀疏基得到源信号  $\mathbf{S}$  的重构值, 即得到分离目标图像  $o_1, o_2, \dots, o_n$ 。

### 3 分离成像仿真与分析

#### 3.1 分析不同稀疏基对分离成像性能的影响

如图 2 所示, 以 3 种不同能量的人躯体 X 射线仿真图像为预分离信号, 应用 ICA&CS 方法对它们依次进行信号压缩、分离和重构。

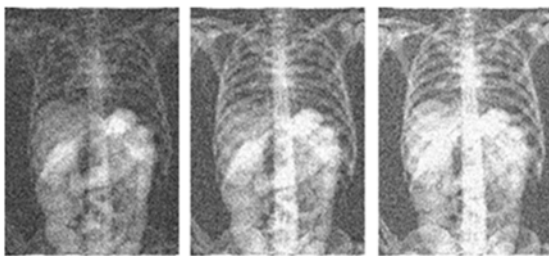
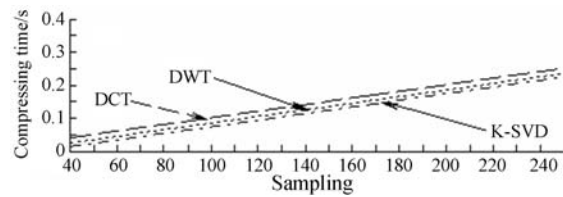
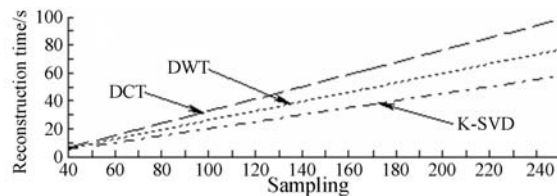


图 2 多能 X 射线仿真图像序列  
 Fig. 2 Multi-energy X-ray images<sup>[7]</sup>

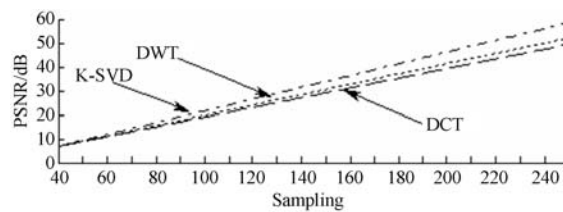
在分离成像过程中, 分别选取常用的离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 字典, 离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 字典和 K 均值奇异值分解 (K-means Singular Value Decomposition, KSVD)<sup>[17]</sup> 字典作为稀疏基, 并配以高斯随机测量矩阵、Fast-ICA 分离算法和 OMP 重构算法, 分析 3 种不同稀疏基在压缩时间和重构时间、重构图像质量上的性能差异。



(a)



(b)



(c)

图 3 3 种稀疏基对基于 ICA&CS 进行分离成像的结果对比

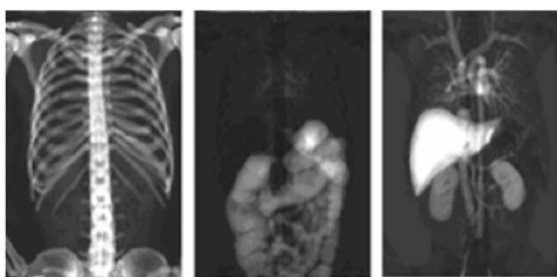
Fig. 3 Performance comparison of separating objects for three sparse bases based on ICA&CS

图 3(a) 给出了 3 种稀疏基的算法压缩时间与采样精度之间的关系, 可见压缩时间随采样精度的增加而增加; 在采样精度相同时, 采用 K-SVD 字典的算法所需压缩时间最短。图 3(b) 给出了采用 3 种稀疏基的不同算法的重构时间与采样精度之间的关系。可见重构时间随采样精度的增加而增加; 在采样精度相同时, 采用 K-SVD 字典的算法所需的重构时间最短。图 3(c) 给出了采用 3 种稀疏基的算法重构图像的峰值性噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 与采样精度

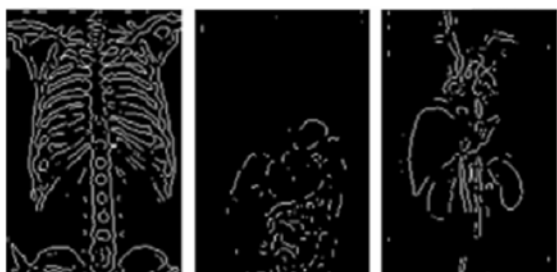
之间关系,可见采用 K-SVD 稀疏基的算法的 PSNR 略高,采用 DWT 稀疏基的算法次之;在 [40,70] 的采样精度内,重构图像的 PSNR 值差异较小。通过上述分析,本文的基于 ICA&CS 的分离成像算法最终采用 K-SVD 作为稀疏基。

### 3.2 ICA&CS 算法与仅使用 ICA 算法的分离成像对比实验

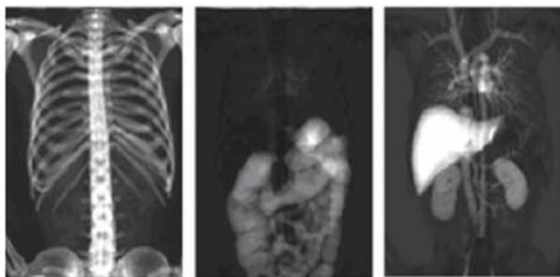
仅使用 ICA 从多能 X 射线图像序列中将各目标分离成像的依据为<sup>[7]</sup>:由二维图像中各重叠目标的物质组成及对应厚度列出盲源分离成像方程组。运行 ICA 并调整收敛次数和幅值大小,获得收敛矩阵,重建各目标的分离图像,成像效果见图 4(a)。



(a)仅使用 ICA 分离成像的结果  
(a)Separating objects using ICA only



(b)图 4(a)重构图像的边缘提取图  
(b)Edge detecting on the image Fig. 4(a)



(c)使用 ICA&CS 分离成像结果  
(c)Separating objects using ICA & CS



(d)图 4(c)的重构图像边缘提取图  
(d)Edge detecting on the Fig. 4(c)

图 4 ICA&CS 与仅使用 ICA 的分离成像结果对比  
Fig. 4 Comparison of separating imaging results between ICA&CS and ICA only

由图 4 可知,仅使用 ICA 虽能分离混叠目标,但计算量会随输入图像张数的增加而增加;在 ICA 计算过程中加入 CS,即在 ICA 计算过程中引入 CS,则可以改进算法的运行速度和性能,具体过程为:以 K-SVD 字典作为稀疏基,以随机高斯矩阵为测量矩阵,采用完备 ICA 将稀疏的图像信号进行分离,并利用 OMP 进行图像重构。图 4(b)和 4(d)分别为 4(a)和 4(c)重构图像的边缘提取图,由视觉效果可知,使用 ICA&CS 比仅使用 ICA 得到的图像边缘线条更清晰、连贯、细节更丰富。此外,本文还给出了运算量和运算效率的对比结果,如表 1 所示。

表 1 成像性能对比  
Tab. 1 Performance comparison

成像技术指标	ICA	ICA&CS
峰值信噪比/dB	32.617	35.271
梯度	9.684	9.685
信息熵	1.945	2.035
运行时间/s	198.26	152.12
内存占有率/(%)	95	75

表 1 给出了两种算法的运行时间、内存占有率、重构图像梯度、PSNR 及信息熵的对比结果。对比数据表明:与仅使用 ICA 的算法相比,ICA&CS 使运行时间从 198.26 s 减少到 152.12 s、内存占有率从 95%降低到 75%;重构图像 PSNR 从 32.617 dB 提高到 35.271 dB、边缘梯度从 9.684 提高到 9.685、信息熵从 1.945 提高到 2.035。

## 4 结 论

本文研究了一种高效的 X 射线分离成像方法。根据多能量 X 射线图像中各目标在不同能量下的衰减差异性,利用 ICA 分离技术将二维图像中的重叠目标进行分离成像。在此基础上,将具有超强数据压缩及还原能力的 CS 技术引入到 ICA 分离成像计算过程中,选取 K-SVD 字典作

为预分离图像信号的稀疏基,并采用 OMP 对经 ICA 分离后的稀疏信号进行重构。通过与仅使用 ICA 得到的结果进行对比发现,ICA&CS 使分离成像的性能得到较大提高,体现为:运行时间减少了 23.3%、内存占有率降低了 21%、PSNR 提高了 2.665 dB、边缘梯度提高了 0.001、信息熵提高了 0.09。研究结果说明 BSS 技术结合 CS 技术在信号分离方面更具有优势。

### 参考文献:

- [1] MCCOLLOUGH CH, LENG SA, YU L F, *et al.*. Dual- and multi-energy CT: principles, technical approaches, and clinical applications [J]. *Radiology*, 2015, 276(3): 637-653.
- [2] RICHARD K J, RICHARD A K. Application of high resolution X-ray computed tomography to mineral deposit origin, evaluation, and processing [J]. *Ore Geology Reviews*, 2015, 65(SD): 821-839.
- [3] STUTMAN D, TRITZ K, FINKENTHAL M. Multi-energy x-ray imaging and sensing for diagnostic and control of the burning plasma [J]. *Review of Scientific Instruments*, 2012, 83(10):10E535.
- [4] SAIM A, TEBBOUNE A, BERKOK H, *et al.*. Linear and mass attenuation coefficient for CdTe compound of X-rays from 10 to 100 keV energy range in different phases [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2014, 602:261-264.
- [5] MIDGLEY SM. A model for multi-energy x-ray analysis [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2011, 56(10): 2943-2962.
- [6] FIRSCHING M, NACHTRAB F, UHLMANN N, *et al.*. Multi-energy X-ray imaging as a quantitative method for materials characterization [J]. *Advanced Materials*, 2011, 23(22-23): 2655-2656.
- [7] 李艳,喻春雨,缪亚健,等. 基于 ICA 的 X 射线医学图像目标提取[J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(3): 825-828.
- LI Y, YU CH Y, MIAO Y J, *et al.*. Object separation from medical x-ray images based on ICA [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(3), 825-828. (in Chinese)
- [8] HYVARINEN A. Independent component analysis: Recent advances [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 2013, 371(1984): 20110534.
- [9] 陈媛媛,王芳,王志斌,等. 独立成分分析在化学战剂混叠峰识别中的应用[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(4):0423001.
- CHEN Y Y, WANG F, WANG ZH B, *et al.*. Application of independent component analysis in aliasing peak identification of chemical warfare agents [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(4):0423001. (in Chinese)
- [10] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [11] 酉霞,陈菲,贾小林,等. 字典学习中字典尺度对 DICOM 图像压缩的影响[J]. *液晶与显示*, 2015, 30(6):1045-1050.
- YOU X, CHEN F, JIA X L, *et al.*. Effects of dictionary scale on dictionary learning for DICOM image compression [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(6): 1045-1050. (in Chinese)
- [12] 周渝人,耿爱辉,张强. 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 Y R, GENG A H, ZHANG Q, *et al.*. Fusion of infrared and visible images based on compressive sensing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(3): 855-863. (in Chinese)
- [13] WU Z Y, ZHANG W, WANG J W, *et al.*. Fea-

- ture extraction for gas photoacoustic spectroscopy and content inverse based on overcomplete ICA bases [J]. *Optics and Laser Technology*, 2013, 48: 580-588.
- [14] PENG H Y, ZHU S M. Handling of incomplete data sets using ICA and SOM in data mining [J]. *Neural Computing & Applications*, 2007, 16(2): 167-172.
- [15] EMMANUEL C J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [16] RABAH H, AMIRA A, MOHANTY B K, *et al.*. FPGA implementation of orthogonal matching pursuit for compressive sensing reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2015, 23(10): 2209-2220.
- [17] PTUCHA R, SAVAKIS A E. LGE-KSVD: Robust sparse representation classification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(4): 1737-1750.

**作者简介:**

费彬(1991—),男,江苏无锡人,硕士,2013年、2016年于南京邮电大学分别获得光学工程学士、硕士学位,现为中国电信股份有限公司无锡分公司技术支撑工程师,硕士期间主要从事X射线成像及图像分析研究。E-mail: fbincyk@163.com

**导师简介:**

喻春雨(1976—),女,辽宁沈阳人,博士,副教授,2006年于南京理工大学获得光学工程博士学位,2006-2008年在北京大学信息科学技术学院从事博士后研究工作,2014-2015年在宾夕法尼亚大学医学院做访问学者,主要从事X射线成像新方法及图像处理研究。E-mail: yucy@njupt.edu.cn