

## 基于框式约束的快速全变差图像泊松去噪算法

金正猛\* 杨燕

(南京邮电大学理学院 南京 210046)

**摘要:** 该文首先从变分学的角度分析 Le 等人(2007)基于全变差的图像泊松去噪模型, 得到该模型解的一框式约束限制。在此基础上, 结合交替方向乘子算法(ADMM), 给出了基于框式约束的快速全变差图像泊松去噪算法, 并证明了该算法的收敛性。最后, 数值实验结果验证了该快速算法的可行性与有效性。

**关键词:** 图像处理; 图像去噪; 泊松噪声; 约束的交替方向乘子法; 框式约束

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)08-1866-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2014.00154

## A Fast Total Variation Algorithm Based on Box Constraint for Poisson Noise Removal

Jin Zheng-meng Yang Yan

(School of Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China)

**Abstract:** This study firstly analyzes the model for Poisson noise removal by Le *et al.* (2007) from the view of calculus of variations, and gets a box constraint of the solution to the model. Then by incorporating the Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) algorithm, a fast total variation algorithm based on box constraint is proposed to solve the above model numerically, and the convergence of the fast algorithm is proved. Finally, experimental results are reported to demonstrate the feasibility and effectiveness of this algorithm.

**Key words:** Image processing; Image denoising; Poisson noise; Alternating Direction Method of Multipliers based on Constraint (CADMM) algorithm; Box constraint

### 1 引言

图像去噪是图像处理至关重要的一方面, 也是图像预处理的重要内容。根据噪声与图像信号的关系。一般情况下, 图像中的噪声大概可以被分为两类: 加性噪声与乘性噪声。常见的加性噪声有高斯噪声和椒盐噪声。目前对加性噪声的处理方法较多, 如: 均值滤波方法、中值滤波方法和自适应维纳滤波方法等。这些方法针对一般的加性高斯噪声处理效果较好, 已被广泛地应用于图像去噪的各个领域中。然而, 在很多现实的图像中, 噪声呈现出与信号相关的特征, 如天文成像、计算X射线成像(Computer X-Ray photo graphys, CR)、荧光共焦成像等。获取的图像往往受到量子噪声的干扰, 这类噪声是与图像信号相关的, 并且服从泊松(Poisson)分布, 人们称之为泊松噪声。对于泊松噪声的处理, 经典的维纳滤波方法、小波阈值收缩方法在某些情况下可以取得较好的效果<sup>[1]</sup>, 但是这些方法容易失

去图像的边缘信息, 造成一定程度的模糊。另外, 文献[2,3]用偏微分方程的方法进行图像泊松的去噪也取得了不错的效果。最近, 一些新的应用领域的乘性噪声(如: B超医学图像中的Raleigh噪声、SAR图像中的Gamma噪声)引起了人们的广泛关注, 涌现出很多新的图像去噪方法<sup>[4,5]</sup>。

本文关注的是基于变分偏微分方程的图像泊松去噪方法。基于变分偏微分方程的图像去噪方法可追溯到文献[6]的工作, 它提出了图像去噪的全变分(Total Variation,TV)模型。该模型在去噪同时能很好地保持图像的边缘, 数值实验结果表明TV模型对于传统的加性噪声有很好的去噪效果。文献[7]假设图像中的泊松噪声满足加性噪声模型, 利用最大后验估计(Maximum A Posteriori, MAP)方法推导出去除泊松噪声的变分模型(Le模型)。并用梯度下降法来求解该模型的数值解。注意到该方法收敛速度较慢且要求  $u > 0$  以保证模型的凸性。在本文中, 首先从变分学的角度分析Le模型, 得到该模型解的一框式约束(Box Constraint)限制已达到松弛  $u > 0$  这一硬性约束。在此基础上, 结合交替方向乘子算法(Alternating Direction Method of Multipliers,

2014-01-23 收到, 2014-05-09 改回

国家自然科学基金(11101218)和江苏省高校自然科学基金(11KJB110009)资助课题

\*通信作者: 金正猛 jinzhm@njupt.edu.cn

ADMM), 本文给出基于框式约束的快速全变差图像泊松去噪算法(CADMM算法), 并证明该算法的收敛性。最后, 通过数值实验验证该快速算法的可行性与有效性。

本文第1节介绍了图像中噪声的分类与一些去除噪声的算法; 第2节从变分学的角度分析Le模型, 并给出该模型解的一框式约束; 第3节给出该模型的快速数值求解算法, 并证明该算法的收敛性; 最后通过演示数值实验结果, 证明了本文所提算法的可行性与有效性。

## 2 模型的理论分析

在基于变分方法的图像去噪应用中, 经典的全变差(TV)模型可表示为求泛函的极小值:

$$\min_u \int_{\Omega} |\nabla u| dx + \lambda \int_{\Omega} |f - u|^2 dx \quad (1)$$

其中  $u \in \text{BV}(\Omega)$ ,  $\int_{\Omega} |\nabla u| dx$  表示函数  $u$  的全变差,

$\lambda > 0$  是权重系数。文献[7]提出的变分模型(称之为Le模型)去除图像中的泊松噪声为

$$\min_{u>0} \int_{\Omega} |\nabla u| dx + \alpha \int_{\Omega} (u - f \ln u) dx \quad (2)$$

在本文中, 假设  $\Omega$  是  $R^2$  中具有Lipschitz连续边界的有界局域, 这里要求  $f(x) \in L^{\infty}(\Omega)$ , 且  $\inf_{\Omega} f(x) > 0$ , 令  $a = \inf_{\Omega} f(x), b = \sup_{\Omega} f(x)$ 。

本节将从变分学的角度分析Le模型, 记

$$E(u) := \int_{\Omega} |\nabla u| dx + \alpha \int_{\Omega} (u - f \ln u) dx \quad (3)$$

事实上, 在文献[7]中, Le等人已经证明了Le模型(式(2))的解在  $\text{BV}(\Omega)$  空间中的存在唯一性。接下来, 本文给出Le模型解的存在唯一性一新的证明, 在此基础上得出解的重要的框式约束。

**定理 1** 假设式(2)中  $f(x) \in L^{\infty}(\Omega)$ , 且  $\inf_{\Omega} f(x) > 0$ , 则变分问题

$$\min_{\{u \in \text{BV}(\Omega), u > 0\}} E(u)$$

存在唯一解  $u(x)$  且对任意的  $x \in \Omega$ , 满足:

$$a \leq u(x) \leq b \quad (4)$$

**证明** 令  $h(s) = s - f \ln s$ , 考虑该变分问题的极小化序列  $\{u_n(x)\}_{n=1}^{\infty} \subset \text{BV}(\Omega)$ , 对任意的  $x \in \Omega$ ,  $n \in N$ , 使其满足  $a \leq u_n(x) \leq b$ 。

首先, 因为  $f(x) \in L^{\infty}(\Omega)$  且  $\inf_{\Omega} f(x) > 0$ , 通过构造一个序列  $\{f_n(x)\} \subset C^{\infty}(\Omega)$  使得在  $L^1(\Omega)$  中  $f_n(x) \rightarrow f(x)$ , 当  $n \rightarrow \infty$  时, 对任意的  $x \in \Omega$ , 有

$$\inf_{\Omega} f(x) \leq f_n(x) \leq \sup_{\Omega} f(x) \quad (5)$$

如果用这里的  $f_n(x)$  来代替式(3)中的  $f(x)$ , 则对于任意的  $x \in \Omega, n \in N$ , 当  $s \in (0, f_n(x))$  时,  $h(s)$  是减小的, 当  $s \in (f_n(x), +\infty)$  时,  $h(s)$  是增大的。因此, 当

$A \geq f_n(x)$  对所有的任意的  $x \in \Omega, n \in N$  成立时, 有  $\min(s, A) - f \ln \min(s, A) \leq s - f \ln s$

又由式(5)中  $b = \sup_{\Omega} f(x) \geq f_n(x)$ , 因此, 令  $A = b$ , 有

$$\int_{\Omega} (\min(u, b) - f \ln \min(u, b)) dx \leq \int_{\Omega} (u - f \ln u) dx$$

在上述不等式中, 令  $n \rightarrow \infty$ , 由勒贝格收敛定理和式(5), 得出

$$\int_{\Omega} (\min(u, b) - f \ln \min(u, b)) dx \leq \int_{\Omega} (u - f \ln u) dx \quad (6)$$

再利用文献[8]的结论得出

$$\int_{\Omega} |\nabla \min(u, b)| dx \leq \int_{\Omega} |\nabla u| dx \quad (7)$$

结合式(6)和式(7), 得出

$$E(\min(u, b)) \leq E(u)$$

按照以上类似的证明过程也可以得到  $E(\max(u, a)) \leq E(u)$ , 所以假设中的限制  $a \leq u_n(x) \leq b$  是成立的。证毕

接下来, 证明存在  $u(x) \in \text{BV}(\Omega)$ , 使得  $E(u) = \min_{v \in \text{BV}(\Omega)} E(v)$ 。通过前面的证明, 可以看出  $\{u_n(x)\}$  在  $L^1(\Omega)$  中有界。因此, 由  $\{u_n(x)\}$  的定义, 得到存在一个常数  $C$  使得

$$\int_{\Omega} |\nabla u_n| dx + \int_{\Omega} h(u_n) dx \leq C \quad (8)$$

又因为  $a \leq u_n(x) \leq b, h \in C[a, b]$ , 知道  $h(u_n)$  是有界的, 再由式(8)得  $\int_{\Omega} |\nabla u_n| dx \leq C$ 。因此, 得到  $\{u_n(x)\}$

在  $\text{BV}(\Omega)$  中是有界的。通过BV函数空间的紧性, 得到: 存在  $u(x) \in \text{BV}(\Omega)$ , 使得  $u_n(x) \xrightarrow{L^1(\Omega)} u(x)$  且  $u_n(x) \xrightarrow{a.e} u(x)$  在  $\Omega$  上, 且对任意的  $x \in \Omega$ , 有  $0 < a \leq u(x) \leq b$ 。接下来, 利用BV函数的下半连续性与Fatou引理, 得到  $u(x)$  是式(2)的解, 且满足式(4)。

由  $h''(s) = f/s^2$ , 当  $s > 0, h(s)$  是严格凸的, 故该变分问题解满足框式约束式(4)时, 泛函  $E(u)$  是严格凸的。因此, 容易得到该变分问题解的唯一性。

证毕

通过以上分析, 发现与原变分模型(式(2))等价的带框式约束模型为

$$\min_{u \in \text{BV}(\Omega)} \int_{\Omega} |\nabla u| dx + \alpha \int_{\Omega} (u - f \ln u) dx \quad (9)$$

满足对任意的  $x \in \Omega$ ,

$$a \leq u(x) \leq b \quad (10)$$

而且, 还发现当式(9)中的泛函满足式(10)时, 该模型是严格凸的。因此, 可以利用基于凸优化的交替方向乘子算法(ADMM), 给出模型式(9)和式(10)的快速数值求解算法, 并证明该算法的收敛性。

### 3 本文算法与收敛性分析

经典ADMM算法最早由文献[9]提出,它已经在图像处理等领域得到了广泛的应用<sup>[10,11]</sup>,其求解问题的基本思想是引入几个辅助变量,替换原问题中较难处理的部分。下面结合ADMM算法,给出式(9)和式(10)的一个快速数值求解方法(称为CADMM算法)的步骤:

首先引入两个辅助变量  $\mathbf{d}, z$ , 式(9)和式(10)可等价转化为

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{d}, z, u} \int_{\Omega} |\mathbf{d}| dx + \alpha \int_{\Omega} (z - f \ln z) dx \\ \text{s.t. } \mathbf{d} = \nabla u, z = u, a \leq z \leq b \end{cases} \quad (11)$$

将上述问题转化成无约束问题,其增广Lagrange函数为

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{d}, z, u, \boldsymbol{\lambda}_1, \lambda_2) &= \min_{\mathbf{d}, z, u} \int_{\Omega} |\mathbf{d}| dx + \alpha \int_{\Omega} (z - f \ln z) dx \\ &\quad + \boldsymbol{\lambda}_1^T (\mathbf{d} - \nabla u) + \frac{\gamma_1}{2} \|\mathbf{d} - \nabla u\|_2^2 \\ &\quad + \lambda_2 (z - u) + \frac{\gamma_2}{2} \|z - u\|_2^2 \end{aligned} \quad (12)$$

这里的  $\boldsymbol{\lambda} = (\boldsymbol{\lambda}_1, \lambda_2) \in R^l$  是Lagrange乘子向量,  $\gamma_1 > 0, \gamma_2 > 0$  是处罚参数。下面分别对3个子问题  $\mathbf{d}, z, u$  进行求解。

(1) 求解关于  $\mathbf{d}$  的子问题

$$\min_{\mathbf{d}} \int_{\Omega} |\mathbf{d}| dx + \boldsymbol{\lambda}_1^T (\mathbf{d} - \nabla u) + \frac{\gamma_1}{2} \|\mathbf{d} - \nabla u\|_2^2 \quad (13)$$

式(13)等价于

$$\min_{\mathbf{d}} \int_{\Omega} |\mathbf{d}| dx + \frac{\gamma_1}{2} \left\| \mathbf{d} - \nabla u + \frac{\boldsymbol{\lambda}_1}{\gamma_1} \right\|_2^2 \quad (14)$$

根据文献[12,13]求解Shrinkage算子方法,得到式(14)的解为

$$\mathbf{d}(x) = \frac{\nabla u - \boldsymbol{\lambda}_1/\gamma_1}{|\nabla u - \boldsymbol{\lambda}_1/\gamma_1|} \max \left\{ \left| \nabla u - \frac{\boldsymbol{\lambda}_1}{\gamma_1} \right| - \frac{1}{\gamma_1}, 0 \right\} \quad (15)$$

(2) 求解关于  $z$  的子问题

$$\min_z \alpha \int_{\Omega} (z - f \ln z) dx + \lambda_2 (z - u) + \frac{\gamma_2}{2} \|z - u\|_2^2 \quad (16)$$

由于极小值点要在导数为零处取得,关于  $z$  求导得

$$\alpha(1 - f/z) + \lambda_2 + \gamma_2(z - u) = 0$$

解得

$$z(x) = s(x)/2 + \sqrt{(s(x)/2)^2 + (\alpha/\gamma_2)f(x)} \quad (17)$$

其中  $s = u - (\alpha + \lambda_2)/\gamma_2$ , 并且  $z$  要满足约束:  $a \leq z(x) \leq b$ 。

(3) 求解关于  $u$  的子问题

$$\begin{aligned} \min_u \boldsymbol{\lambda}_1^T (\mathbf{d} - \nabla u) + (\gamma_1/2) \|\mathbf{d} - \nabla u\|_2^2 \\ + \lambda_2 (z - u) + (\gamma_2/2) \|z - u\|_2^2 \end{aligned} \quad (18)$$

上述问题等价于

$$\min_u (\gamma_1/2) \|\nabla u - \mathbf{d} - \boldsymbol{\lambda}_1/\gamma_1\|_2^2 + (\gamma_2/2) \|u - z - \lambda_2/\gamma_2\|_2^2$$

由Euler-Lagrange方程得出

$$\Delta u - \frac{\gamma_1}{\gamma_2} u = \text{div}(\mathbf{d} + \boldsymbol{\lambda}_1/\gamma_1) - \frac{\gamma_2}{\gamma_1} z - \frac{\lambda_2}{\gamma_1}$$

利用快速Fourier变换及其性质求出  $u$ 。

$$u = \mathcal{F}^{-1} \left( \frac{\mathcal{F} \left( \text{div} \left( \mathbf{d} + \frac{\boldsymbol{\lambda}_1}{\gamma_1} \right) - \frac{\gamma_2}{\gamma_1} z - \frac{\lambda_2}{\gamma_1} \right)}{\mathcal{F}(\Delta) - \gamma_2/\gamma_1} \right) \quad (19)$$

这里  $\mathcal{F}, \mathcal{F}^{-1}$  分别为Fourier变换及其逆变换。

由式(15), 式(17)和式(19)得出, CADMM的算法步骤为:

步骤 1  $k = 0$ , 初始赋值  $\mathbf{d} = \boldsymbol{\lambda}_1 = 0, z = \lambda_2 = 0$ 。

步骤 2 当迭代未停止, 重复以下子步骤:

$$(1) \mathbf{d}^{k+1}(x) = \frac{\nabla u^k - \boldsymbol{\lambda}_1^k/\gamma_1}{|\nabla u^k - \boldsymbol{\lambda}_1^k/\gamma_1|} \max \left\{ |\nabla u^k - \boldsymbol{\lambda}_1^k/\gamma_1| \right.$$

$\left. - (1/\gamma_1), 0 \right\};$

$$(2) z^{k+1}(x) = \mathcal{P}_{[a,b]} \left[ s^{k+1}(x)/2 + \left( (s^{k+1}(x)/2)^2 + (\alpha/\gamma_2)f(x) \right)^{1/2} \right], \text{ 其中: } \mathcal{P}_{[a,b]}(t) = \max \{a, \min(t, b)\},$$

$s^{k+1} = u^k - (\alpha + \lambda_2^k)/\gamma_2;$

$$(3) u^{k+1} = \mathcal{F}^{-1} \left( \mathcal{F} \left( \text{div}(\mathbf{d}^{k+1} + \boldsymbol{\lambda}_1^k/\gamma_1) - (\gamma_2/\gamma_1) z^{k+1} - \lambda_2^k/\gamma_1 \right) / (\mathcal{F}(\Delta) - \gamma_2/\gamma_1) \right);$$

$$(4) \boldsymbol{\lambda}_1^{k+1} = \boldsymbol{\lambda}_1^k + \gamma_1 (\mathbf{d}^{k+1} - \nabla u^{k+1});$$

$$(5) \lambda_2^{k+1} = \lambda_2^k + \gamma_2 (z^{k+1} - u^{k+1});$$

$$(6) k = k + 1.$$

步骤 3 迭代停止, 求出  $u$ 。

结合经典的ADMM算法的收敛性分析<sup>[9,10,14]</sup>,

下面给出本文中CADMM算法的收敛性结果。由于其证明过程与ADMM算法的收敛性证明完全类似, 故这里省略其证明过程。

**定理 2** 对于给定的  $\gamma_1 > 0, \gamma_2 > 0$  和任意的初始值  $(u^0, \boldsymbol{\lambda}_1^0, \lambda_2^0)$ , 由CADMM算法产生的迭代序列  $\{(\mathbf{d}^k, z^k, u^k, \boldsymbol{\lambda}_1^k, \lambda_2^k)\}$  收敛到其增广Lagrange函数  $\mathcal{L}(\mathbf{d}, z, u, \boldsymbol{\lambda}_1, \lambda_2)$  的鞍点  $(u^*, \boldsymbol{\lambda}_1^*, \lambda_2^*)$ 。

### 4 实验结果与分析

本节将对多幅测试图像进行仿真实验, 检验CADMM算法去除泊松噪声的效果, 并同现有算法进行比较。这里, 用信噪比(Signal to Noise Ratio,

SNR)、相对误差率(Relative Error, ReErr)和峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、均方根误差(Mean Square Error, MSE)评价去噪的效果。其定义形式分别为

$$\text{SNR} = 10 \lg \left( \frac{\sum_{\Omega} (u - \bar{u})^2}{\sum_{\Omega} (n - \bar{n})^2} \right), \text{ReErr} = \left( \frac{\sum_{\Omega} (u - u_0)^2}{\sum_{\Omega} (u_0)^2} \right)^{1/2}$$

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left( \frac{\max(u_0)^2}{\text{MSE}} \right), \text{MSE} = \frac{\sum_{\Omega} (u - u_0)^2}{MN} \quad (20)$$

其中  $u, \bar{u}$  是去噪后的图像及其平均值,  $u_0$  是原始清晰图像,  $n, \bar{n}$  分别为加入的泊松噪声及其平均值,  $N$  和  $M$  为图像尺寸大小, 且式中MSE为归一化的均方根误差。

实验中采用的两幅图均是0~255灰度级的图像, 分别对图像1和图像2添加方差大小不等的泊松

噪声, 然后采用本文所提的CADMM方法进行去噪。另外, 本文的算法还同文献[7]中梯度下降方法、现行的Split Bregman快速算法<sup>[15]</sup>和ADMM算法进行比较。本文实验参数选取方式如下: 图像1中  $\alpha = 2.9, \gamma_1 = 5, \gamma_2 = 8$ , 图像2中  $\alpha = 2.6, \gamma_1 = 5, \gamma_2 = 8$ 。CADMM算法迭代终止条件为:  $\|u^{k+1} - u^k\| / \|u^k\| < \text{tol}$ 。算法中, tol 是用来控制迭代终止的量, 文中取  $\text{tol} = 10^{-3}$ 。从式(20)可知, SNR和PSNR越大, 去噪效果越好, 相反, ReErr和MSE越小, 去噪效果越好, 表明去噪后的图像与原图像越相似。表1列出了实验分别采用梯度下降法, Split Bregman方法, ADMM算法和本文的CADMM算法对应的SNR值、ReErr值、PSNR值和MSE值。

从图1和图2可以看出, 本文算法的复原效果较

表1 梯度下降法, Split Bregman算法, ADMM算法和CADMM算法去噪后图像的SNR, ReErr值和PSNR, MSE值, 以及各自的计算速度

图像	算法	去噪后的SNR(dB)	去噪后的ReErr	去噪后PSNR(dB)	去噪后的MSE	迭代次数	运行时间(s)
1	梯度下降法	9.8107	0.3943	13.7684	0.0419	117	12.16
	Split Bregman	9.5770	0.3860	13.9543	0.0402	18	0.97
	ADMM	9.5374	0.3845	13.9865	0.0399	17	1.05
	CADMM	9.8108	0.2108	19.2076	0.0116	17	0.96
2	梯度下降法	7.0967	0.3983	19.6783	0.0108	402	19.97
	Split Bregman	9.1725	0.3847	19.9803	0.0100	21	0.97
	ADMM	9.2259	0.3854	19.9636	0.0101	16	0.90
	CADMM	9.4457	0.3832	20.0143	0.0100	16	0.89



图1 4种算法去噪效果的比较(图像1)

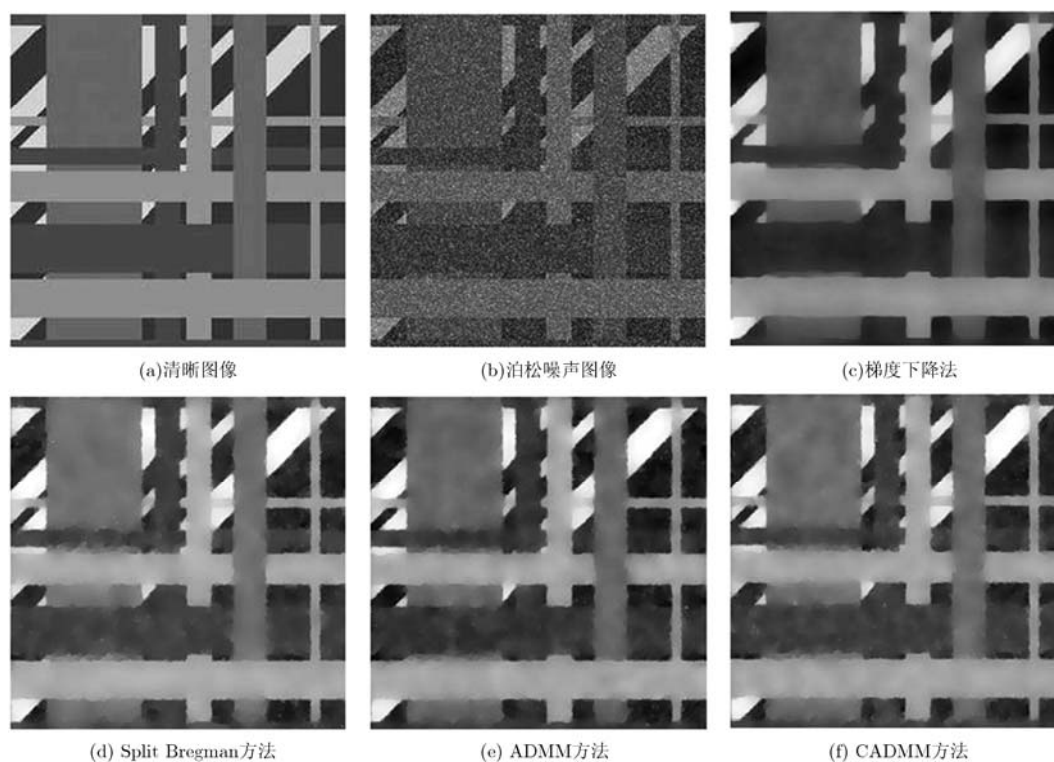


图2 4种算法去噪效果的比较(图像2)

好，它在去除噪声的同时，很好地保持了图像的边缘纹理细节。而文献[7]所用的梯度下降法去噪效果则存在一定程度的模糊。另外，利用Split Bregman方法和ADMM算法去噪后的图像也没有CADMM的清晰。

从表1可看出：对于人工生成的泊松图像1和图像2，比较SNR、PSNR值，本文方法都高于梯度下降法、Split Bregman方法和ADMM算法；对于ReErr、MSE值，本文方法都低于梯度下降法、Split Bregman方法和ADMM算法。这说明CADMM方法的保真效果更好。另外，由于本文算法添加了框式约束使该算法收敛性得到了保证，且收敛速度较快，迭代次数较少。从表1还看出本文算法的收敛速度明显优于传统的梯度下降算法，而且也优于Split Bregman算法和ADMM算法。

## 5 结束语

本文针对图像中的泊松噪声，从Le模型出发，给出了一种基于框式约束的全变差泊松噪声去除算法，它不仅能够有效地去除噪声，也缓解了图像模糊，大大提高了运算时间。实验中，对一些测试图像进行了仿真实验，并同现有算法进行了比较。实验结果表明：针对去除泊松噪声的Le模型，采用CADMM算法求解是可行的，且该方法在有效地去除图像中的泊松噪声的同时，还能大幅提高数值计算的速度。

## 参考文献

- [1] Fadili M, Zhang Bo, and Starck Jean-Luc. Wavelets, ridgelets and curvelets for poisson noise removal[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(7): 1093-1108.
- [2] Zhou W F and Li Q G. Poisson noise removal scheme based on fourth-order PDE by alternating minimization algorithm[J]. *Abstract and Applied Analysis*, 2012, (Special Issue): 1-14.
- [3] 白键, 冯象初. 一种基于积分微分方程的泊松噪声去除算法[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(2): 451-456.  
Bai Jian and Feng Xiang-chu. An integro-differential equation approach to reconstructing images corrupted by Poisson noise[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(2): 451-456.
- [4] Aubert G and Aujol J F. A variational approach to removing multiplicative noise[J]. *SIAM Journal of Applied Mathematics*, 2008, 68(4): 925-946.
- [5] Jin Zheng-meng and Yang Xiao-ping. A variational model to remove the multiplicative noise in ultrasound images[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2011, 39(1): 62-74.
- [6] Rudin L I, Osher S, and Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D*, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [7] Le T, Chartrand R, and Asaki T J. A variational approach to reconstructing images corrupted by Poisson noise[J]. *Journal*

- of *Mathematical Imaging and Vision*, 2007, 27(3): 257-263.
- [8] Kornprobst P, Deriche R, and Aubert G. Image sequence analysis via partial differential equations[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 1999, 11(1): 5-26.
- [9] Gabay D and Mercier B. A dual algorithm for the solution of nonlinear variational problems via finite-element approximations[J]. *Computers and Mathematics with Applications*, 1976, 2(1): 17-40.
- [10] Boyd S, Parikh N, Chu E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2011, 3(1): 1-122.
- [11] Chan R H, Yang J F, and Yuan X M. Alternating direction method for image inpainting in wavelet domain[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2011, 4(3): 807-826.
- [12] Wang Y, Yang J, Yin W, et al. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2008, 1(3): 248-272.
- [13] Yang J, Yin W, Zhang Y, et al. A fast algorithm for edge-preserving variational multichannel image restoration[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 569-592.
- [14] Glowinski R and Marrocco A. Sur l'approximation, par éléments finis d'ordre un, et la résolution, par pénalisation-dualité d'une classe de problèmes de Dirichlet non linéaires[J]. *Revue Française d'Automatique, Informatique, Recherche Opérationnelle*, 1975, 9(R2): 41-76.
- [15] Goldstein T and Osher S. The split Bregman method for L1 regularized problems[J]. *SIIMS Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 323-343.

金正猛: 男, 1982 年生, 副教授, 研究方向为基于偏微分方程的图像处理。

杨 燕: 女, 1989 年生, 硕士生, 研究方向为基于偏微分方程的图像处理。



## 第十六届国际真空电子学会议 (IVEC-2015) 征文通知

2015年4月27-29日, 北京

<http://cie-china.org/ivec2015>

IEEE 第十六届国际真空电子学会议(IVEC-2015)将于 2015 年 4 月 27 日至 29 日在北京国际会议中心举行。国际真空电子学会议起源于 2000 年, 现在已经成为国际上真空电子器件和系统研究领域的盛会, 每年都有来自世界各地的知名专家参会。

第十六届国际真空电子学会议由 IEEE Beijing Section、中国电子科技集团公司第十二研究所和大功率微波电真空器件技术国防科技重点实验室联合主办。

大会总主席为闫铁昌, 程序委员会主席为冯进军。现向国内外真空电子学领域专家、学者和科研人员等相关人士征文, 诚挚欢迎积极撰稿并参加本次会议。

#### 征文要求:

本次征文为篇幅 2 页的详细英文摘要, 摘要应包含尽可能多的研究内容, 建议使用插图、图表和数据说明问题, 稿件格式参见本次会议的专用网站 <http://cie-china.org/ivec2015>。

#### 联系方式:

联系人: 冯进军

通信地址: 北京市 749 信箱 41 分箱 100015

电子邮件: [fengjinjun@tsinghua.org.cn](mailto:fengjinjun@tsinghua.org.cn)     [fengjj@ieee.org](mailto:fengjj@ieee.org)