



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2013

07

VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第18卷第7期 (总第207期)

2013年7月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿, 均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版, 所刊载论文已获得著作权人的授权。所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。本刊所有图片均为非商业目的使用。

Copyright

2013 all rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995 010-82614429

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店, 邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100044)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995 010-82614429

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100044, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

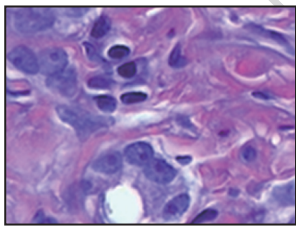
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

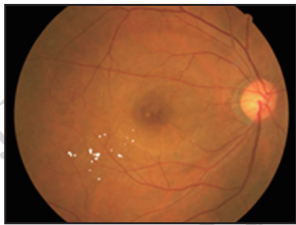
国内定价 50.00元



彩色纹理图像恢复的非局部TV模型 (第753页)



基于Nyström密度值逼近的减法聚类 (第790页)



RBF神经网络和阈值分割实现视网膜硬性渗出自动检测 (第859页)

图像处理和编码

各向异性的均衡化网状扩散模型 熊辉, 赖剑煌	731
特征提取和匹配的图像倾斜校正 钟金荣, 杜奇才, 刘炎, 林嘉宇	738
先进边界区分噪声检测的改进算法 祁冰露, 黄宴姿, 陈少斌	746
彩色纹理图像恢复的非局部TV模型 端金鸣, 潘振宽, 台雪成	753
相似性约束的视频超分辨率重建 张义轮, 干宗良, 朱秀昌	761

图像分析和识别

低质量指纹图像方向场提取 卞维新, 徐德琴, 俞庆英	768
方向微分分块统计的运动模糊方向鉴别 李均利, 储诚曦	776
参数自适应的KPCA先验形状约束目标分割 沈霁, 李元祥, 周则明	783
基于Nyström密度值逼近的减法聚类 孙志海, 孔万增	790
空间目标检测序列图像中恒星目标抑制 黄宗福, 孙刚, 陈曾平	799

图像理解和计算机视觉

人体动作的超兴趣点特征表述及识别 王扬扬, 李一波, 姬晓飞	805
轮廓编组中的线索合并模型 王娇, 罗四维, 钟晶晶, 邹琪	813
全局图像特征分析与实时层次化消失点检测 孙愿, 卢鸿波, 张志敏	818
彩色图像特征捆绑的自动模型构建 徐洁, 邓红霞, 李海芳	829

计算机图形学

偏离映射的烙画风格绘制 钱文华, 徐丹, 岳昆, 官铮, 普园媛	836
点云模型法矢调整优化算法 孙金虎, 周来水, 安鲁陵	844

医学图像处理

基于惩罚最大似然优化模型的各向异性约束磁共振成像方法 邓梁, 史仪凯, 张均田	852
RBF神经网络和阈值分割实现视网膜硬性渗出自动检测 高玮玮, 沈建新, 王玉亮	859

遥感图像处理

衡量结构保持性能的SAR图像去噪质量评价 唐益明, 杨学志	866
地面LiDAR数据中建筑轮廓和角点提取 童礼华, 程亮, 李满春, 陈焱明, 王亚飞, 张雯	876

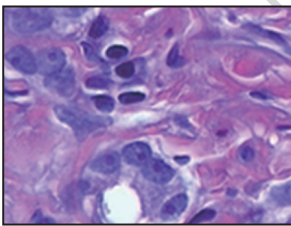
《中国图象图形学报》论文摘要写作要求	884
--------------------	-----

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Non-Local TV models for restoration of color texture images (P753)



Density value approximation for subtractive clustering based on Nyström method (P790)



Automatic detection of hard exudates based on RBF neural network and threshold segmentation (P859)

Image Processing and Coding

Equalized net diffusion model based on the anisotropy diffusion Xiong Hui, Lai Jianhuang	731
Robust method of skew correction based on feature points matching Zhong Jinrong, Du Qidai, Liu Ying, Lin Jiayu	738
Modification of advanced boundary discriminative noise detection algorithm Qi Binglu, Huang Yanwei, Chen Shaobin	746
Non-Local TV models for restoration of color texture images Duan Jinming, Pan Zhenkuan, Tai Xuecheng	753
Video super-resolution method based on similarity constraints Zhang Yilun, Gan Zongliang, Zhu Xiuchang	761

Image Analysis and Recognition

The orientation field extraction method for low quality fingerprints Bian Weixin, Xu Deqin, Yu Qingying	768
Identification of motion blur direction from motion blurred image by directional derivation and block statistics Li Junli, Chu Chengxi	776
Shape prior constrained KPCA object segmentation with parameter adaption Shen Ji, Li Yuanxiang, Zhou Zeming	783
Density value approximation for subtractive clustering based on Nyström method Sun Zhihai, Kong Wanzeng	790
Stellar targets suppression in image sequences for space targets detection Huang Zongfu, Sun Gang, Chen Zengping	799

Image Understanding and Computer Vision

Human action recognition based on super-interest points features Wang Yangyang, Li Yibo, Ji Xiaofei	805
Cue combination model for contour grouping Wang Jiao, Luo Siwei, Zhong Jingjing, Zou Qi	813
Hierarchical real-time vanishing point detection based on holistic image feature Sun Yuan, Lu Hongbo, Zhang Zhimin	818
Construction of the automatic model for feature binding of color image Xu Jie, Deng Hongxia, Li Haifang	829

Computer Graphics

Rendering pyrography style painting based on deviation mapping Qian Wenhua, Xu Dan, Yue Kun, Guan Zheng, Pu Yuanyuan	836
Optimal algorithm for normal adjustment of point clouds Sun Jinhu, Zhou Laishui, An Luling	844

Medical Image Processing

Anisotropically constrained MR imaging based on penalized maximum likelihood optimality model Deng Liang, Shi Yikai, Zhang Juntian	852
Automatic detection of hard exudates based on RBF neural network and threshold segmentation Gao Weiwei, Shen Jianxin, Wang Yuliang	859

Remote Sensing Image Processing

Image quality assessment of SAR image despeckling for measuring structure-preserving capability Tang Yiming, Yang Xuezhi	866
Extraction of building contours and corners from terrestrial LiDAR data Tong Lihua, Cheng Liang, Li Manchun, Chen Yanming, Wang Yafei, Zhang Wen	876

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)07-0852-07

论文引用格式: 邓梁, 史仪凯, 张均田. 基于惩罚最大似然优化模型的各向异性约束磁共振成像方法[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(7): 852-858.
[DOI:10.11834/jig.20130716]

基于惩罚最大似然优化模型的各向异性约束磁共振成像方法

邓梁¹, 史仪凯¹, 张均田²

1. 西北工业大学机电学院, 西安 710072; 2. 中国协和医科大学药物研究所, 北京 100050

摘要: 传统磁共振(MR)傅里叶成像方法由于傅里叶不确定性, k 空间扩展编码采样长度能提高图像空间分辨率, 但是以降低图像信噪比为代价。提出基于最大似然优化模型的各向异性约束 MR 成像新方法, 将离散傅里叶变换模型改进为惩罚约束函数的最优值搜索问题。利用医学结构的先验信息, 将正则化惩罚运算细化至平滑区域、边界邻域、边界和边界的方向。实验结果表明, 该方法不但能扩展 k 空间高频数据采样长度同时有效降低高斯噪声, 而且能克服现有相关约束成像方法的二次模糊和 Gibbs 环状伪影。

关键词: 各向异性正则化; 约束图像重建; 惩罚最大似然优化; 医学先验信息

Anisotropically constrained MR imaging based on penalized maximum likelihood optimality model

Deng Liang¹, Shi Yikai¹, Zhang Juntian²

1. School of Mechanical Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

2. Department of Pharmacology, Institute of Materia Medica, Chinese Academy of Medical Sciences, Beijing 100050, China

Abstract: Fourier imaging in MRI application has the dilemma that using extended k -space sampling to improve image resolution also degrades the signal-to-noise ratio (SNR) because of the Fourier uncertainty. In this paper, we propose a new method using anisotropically constrained image reconstruction based on a penalized maximum likelihood optimality model, which is an optimization problem instead of a discrete Fourier transform (DFT) approach. Anisotropic regularization for enforcing anatomical prior information is proposed, where directional regularization operators apply to the smooth areas, neighboring edge areas and edges respectively. Experimental results show that the proposed method enables extended k -space sampling while suppressing Gaussian noise and reducing the reblurring problem and the Gibbs ringing artifacts of existing constrained reconstruction methods.

Key words: anisotropically regularization; constrained image reconstruction; penalized maximum likelihood optimality; anatomical prior

0 引言

磁共振成像(MRI)技术实现高分辨率成像通常

受到多因素制约^[1-2], 首先, 高分辨图像获得需要较长的成像时间。如信号平均运算可以提高信噪比(SNR), N 次平均能得到 $\sqrt{N}$ 倍信噪比提高, 但是成像时间也增加了 N 倍。其次, 减少 k 空间的覆盖区

收稿日期: 2012-11-08; 修回日期: 2012-12-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(51105316); 陕西省科技研究发展计划基金项目(2009K09-16)

第一作者简介: 邓梁(1981—), 男, 西北工业大学和美国 UIUC (University of Illinois at Urbana-Champaign) 大学联合培养博士研究生, 主要研究方向为磁共振成像技术、工业和医学检测技术。E-mail: sunsilva@163.com

域,即减少频率编码时间或相位编码次数等,可以显著减少成像时间。但由 k 空间高频数据的缺失,直接影响图像细节甚至产生数据截短伪影等。最后,傅里叶成像原理的傅里叶不确定性决定延长数据采集长度会降低信噪比,导致成像结果分辨率高但是噪声明显增加甚至淹没重要细节。同时,噪声相对信号强度大也会严重影响图像后处理相关工作,如对图像自动判断的统计学习、模式识别等。

基于先验信息的成像方法为解决上述困难提出了新的思路^[3-8]。为了克服傅里叶不确定性,将直接离散傅里叶变换法改造成含有惩罚函数的最优值求解方法,而惩罚函数的构造将利用医学生理结构中可用的先验信息。这类方法是既要最大化利用先验信息,又要尽量避免制造人为伪影。本文提出一种各向异性约束优化成像是现有的约束成像法的创新改进,将惩罚计算细化至图像的平滑区域、边界邻域、边界和边界的方向,有效解决传统约束优化成像法的边界再次模糊和 Gibbs 环伪影问题。

1 傅里叶不确定性与成像

傅里叶不确定性直接影响着图像空间分辨率和噪声参数。在先验信息成像方法理论研究的基础上,提出可有效克服图像空间分辨率和噪声参数不良影响的一种新方法。

1.1 图像空间分辨率影响分析

磁共振(MR)成像系统由强磁体产生一个均匀磁场,线圈产生随空间变化的梯度磁场,并且由射频(RF)线圈发射脉冲射频场激发成像目标的共振核子磁向量扰动,产生感应线圈的信号 S 用于重建灰度差图像。傅里叶成像的含噪声数学模型为

$$S(\mathbf{k}) = \int \rho(\mathbf{x}) e^{-i2\pi \mathbf{k} \cdot \mathbf{x}} d\mathbf{x} + \xi_d(\mathbf{k}) \quad (1)$$

式中, $\mathbf{k}$ 为频域坐标向量, $\mathbf{x}$ 为空域坐标向量, $S(\mathbf{k})$ 为 MRI 线圈接收的信号采样, $\rho(\mathbf{x})$ 为目标图像方程, $\xi_d(\mathbf{k})$ 为 MRI 成像过程中随信号采集的噪声,一般可视为均值为零,方差为 σ^2 的高斯随机过程。

实际信号采集和处理过程,采样总是有限的。如果考虑 1 维情形并且忽略噪声,有限采样最小范数(minimum norm)约束的傅里叶重建模型为

$$\hat{\rho}(x) = \Delta k \sum_{n=-N/2}^{N/2-1} S[n] e^{i2\pi n \Delta k x} \quad (2)$$

式中, N 为采样点长度。

式(2)系统冲激响应 $h(x)$ 即为傅里叶点扩散函数(PSF)。其有效宽度可表示为

$$W_h = \frac{1}{h(0)} \int_{-\frac{1}{2\Delta k}}^{\frac{1}{2\Delta k}} h(x) dx = \frac{1}{N\Delta k} \quad (3)$$

为让图像相邻像素点能分开而不混叠, W_h 不能无限小。 N 增加将使得 PSF 函数宽度减少,如对频域信号 $S[n]$ 进行补零操作。然而,式(3)表明图像分辨率增加和数据采集点数 N 长度减少是矛盾的,这就是所谓的傅里叶不确定性。因此,增加空间分辨率必须增加频域数据采样带宽,即采集高频数据。

1.2 噪声参数影响分析

满足 Nyquist 采样频率的频域采样长度增加会同时影响图像域的信号强度和噪声方差大小。噪声函数的离散傅里叶变换(DFT)模型为

$$\varepsilon_l[m] = \frac{1}{N} \sum_{n=-N/2}^{N/2-1} \xi_d[n] e^{i2\pi mn/N} \quad (4)$$

$$-N/2 \leq m < N/2$$

若信号中的高斯噪声各点是互不相关并且均值为零,图像噪声的自相关函数为

$$E\{\xi_l[m] \xi_l^*[n]\} =$$

$$\frac{1}{N^2} \sum_{p=-N/2}^{N/2-1} \sum_{q=-N/2}^{N/2-1} E\{\xi_d[p] \xi_d^*[q]\} e^{i2\pi(mp-nq)/N} =$$

$$\begin{cases} \frac{1}{N} \sigma_d^2 & m = n \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

由式(5)可见,如果原噪声函数各点是不相关的,那么 DFT 变换后的噪声函数仍然是各点不相关的; N 点 DFT 变换后的噪声方差是原噪声方差的 $1/N$ 。同时, N 点 DFT 变换后的每个像素信号强度衰减为 $1/N$ 。由此可以推导出 N 点 DFT 变换后的信噪比(像素信号强度和像素噪声参数 σ 比)为

$$SNR \propto \frac{1}{\sqrt{N}} \quad (6)$$

式(6)说明,虽然频域带宽增加即采样数据长度 N 增加能提高图像空间分辨,但是以降低信噪比为代价。

2 约束优化重建方法

2.1 理论

图像函数可由像素函数 $\varphi(x)$ 的加权累加数学模型表示为

$$\rho(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N \rho_n \varphi(\mathbf{x} - \mathbf{x}_n) \quad (7)$$

式中, $\mathbf{x}_n$ 为笛卡儿坐标网格重新排列的一组向量, ρ_n 为 1 维数组。

为了方便后续矩阵运算, 可以令 $\varphi(x)$ 为简单的单位矩形函数, 或视具体应用而定。若式(1)写成向量计算形式, 则有

$$\mathbf{S} = \mathbf{F}\boldsymbol{\rho} + \boldsymbol{\xi} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{S}$ 为长度为 M 的向量, 其为 M 次 k -空间采样实验的频域数据; $\boldsymbol{\rho}$ 为长度为 N 的实数向量, 元素为 $(\rho_n)_{n=1, \dots, N}$, 其为式(7)表示的基函数模型的系数; $\boldsymbol{\xi}$ 是长度为 M 的向量, 其为 M 次采样实验伴随的噪声; $\mathbf{F}$ 为 $M \times N$ 的矩阵, 计算推出 $\mathbf{F}$ 的矩阵元素为

$$F_{mn} = \int \varphi(\mathbf{x} - \mathbf{x}_n) e^{-i2\pi \mathbf{k}_m \cdot \mathbf{x}} d\mathbf{x} = \psi(\mathbf{k}_m) e^{-i2\pi \mathbf{k}_m \cdot \mathbf{x}_n} \quad (9)$$

式中, $\psi(\mathbf{k})$ 为 $\varphi(\mathbf{x})$ 的傅里叶变换。

求解 $\boldsymbol{\rho}$ 可以转化为一个优化过程, 若采用惩罚最大似然优化准则(PML), $\boldsymbol{\rho}$ 的最优解为

$$\hat{\boldsymbol{\rho}}_{\text{PML}}(\mathbf{S}) = \arg \min_{\boldsymbol{\rho}} (\|\mathbf{F}\boldsymbol{\rho} - \mathbf{S}\|_2^2 + \lambda \Phi(\boldsymbol{\rho})) \quad (10)$$

式中, $\Phi(\boldsymbol{\rho})$ 为正则化功能项, 其利用先验信息合理选择正则化函数, 而先验信息在优化过程中实现惩罚功能。

式(10)中的二次项优化计算可以有效移除高斯噪声。由此得出融合先验信息的 PML 图像重建数学模型。正则函数有不同的选择, 目前研究常用的基于平滑计算的正则函数模型为

$$\Phi(\boldsymbol{\rho}) = \|\mathbf{B}\boldsymbol{\rho}\|_2^2 = \sum_{n_1=1}^{N-1} \sum_{\substack{n_2 > n_1 \\ n_2 \in \Omega_{n_1}}} w_{n_1 n_2}^2 |\rho_{n_1} - \rho_{n_2}|^2 \quad (11)$$

式中, $w_{n_1 n_2}$ 为正实数加权系数, 其为构成矩阵 $\mathbf{B}$ 的元素; Ω_{n_1} 为与 n_1 空间上相邻的全部像素。

像素的 8 邻域图如图 1 所示, 式(11)计算图像每一个像素的相邻位置 5、6、7 和 8 的像素差加权平方, 图像将能够实现平滑度遍历计算而不会重复计算。

可见, 矩阵 $\mathbf{B}$ 含零元素占多数, 而通常为稀疏矩阵。矩阵 $\mathbf{B}$ 计算各像素和相邻像素的加权有限差分, 正则化函数式(11)具有以下几个特征:

1) 当 $w_{n_1 n_2}$ 很大时, 正则化函数具有强惩罚性, 鼓励像素 n_1 和其相邻像素 n_2 具有相同的强度值。该计算结果等效于局部信号平均, 信噪比提高, 而图像边界特征会模糊化和相应空间分辨率有所降低。

2) 当 $w_{n_1 n_2}$ 很小时, 图像平滑性效果降低, 而保

护空间分辨率。

在图像有可能出现边界的区域, 设定 $w_{n_1 n_2}$ 较小的数值; 在图像必定出现边界的区域, 设定 $w_{n_1 n_2}$ 为零值; 在图像平滑的区域, 设定 $w_{n_1 n_2}$ 较高的数值, 从而完成约束矩阵 $\mathbf{B}$ 的构造。

引入正则化函数后, 图像重建方法可在先验信息确定的边界和可能出现的新特征区域, 优先空间分辨率, 而在先验信息确定的平滑区域优先信噪比。这是一种利用先验信息的克服傅里叶不确定性的图像重建方法。

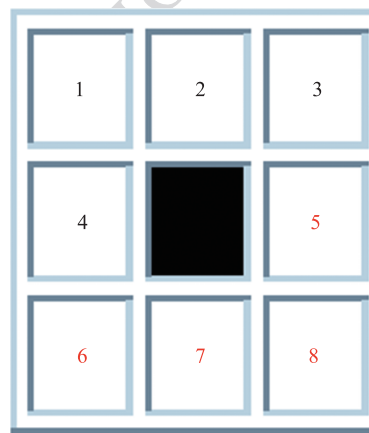


图 1 像素的 8 邻域

Fig. 1 Eight neighborhoods of pixel

2.2 各向异性约束成像法

先验信息约束矩阵 $\mathbf{B}$ 的确定即确定加权系数 $w_{n_1 n_2}$ 。先验信息获取方法主要有以下选择: 首先水质子磁共振成像, 其具有高信噪比和很好的空间分辨率^[9-10]。其次, 多次平均磁共振成像, 其具有高信噪比和较好的空间分辨率。最后, 低分辨率快速磁共振成像具有高信噪比和较短的成像时间。先验信息特征提取有边界、平滑区域等解剖学特征。

先验信息获取方法利用较为成熟的图像分割和边界提取等手段, 完成平滑区域、边界、邻近边界区域的定位标记。经过测试, 在心脏成像等 MR 成像应用领域, 基于区域均匀度计算的边界提取的准确率要高于基于梯度计算的方法, 分析其原因为 MR 图像含有较高分贝水平的高斯噪声, 尤其是如第 1 节所述高分辨率的成像结果噪声水平也随空间分辨率增高而增高。因此基于梯度计算方法如高斯拉普拉斯算子、Sobel 算子等会有边界检测不完全和平滑区域产生错误边界等误差。本文方法引入 4 叉树分解法(Quadtree-discompostion), 是一种高效迭代启

发型算法,医学图像的平滑区域由于医学结构重复性而区域均匀度阈值可设定经验值,结合这一优势,子块均匀度计算大于阈值将停止分解标记为平滑区域,子块均匀度小于阈值将持续分解为子块逼近边界。

将参考图像的先验信息特征分解为边界区域、邻近边界区域和平滑区域,边界区域再次分解为水平线、垂直线和对角线。加权系数 $w_{n_1 n_2}$ 的赋值对照正则化模板,如图 2 所示。图中黑色像素表示当前待正则化像素,数字为连通编号,即参与运算的相连通像素,不同的边界区域本文采用了不同的处理方法。边界区域采用平行于边界的正则化模板,例如,对于水平边界,本文采用图 2(a)所示的平行正则化模板。即赋值加权系数作为待赋值参数,模板其他系数均设零,该处理方法可使得边界更少的受到正则化影响,避免边界二次模糊的问题。邻近边界的区域(边界邻域)采用垂直于边界(不包含边界)的正则化模板,例如,对于水平边界邻域,采用图 2(b)所示的垂直正则化模板,可避免边界的高频信号和点扩散函数 PSF 卷积产生对非边界区域像素的吉布斯环伪影。平滑区域可采用图 1 所示 8 连通区域正则化模板,即传统惩罚性优化计算。

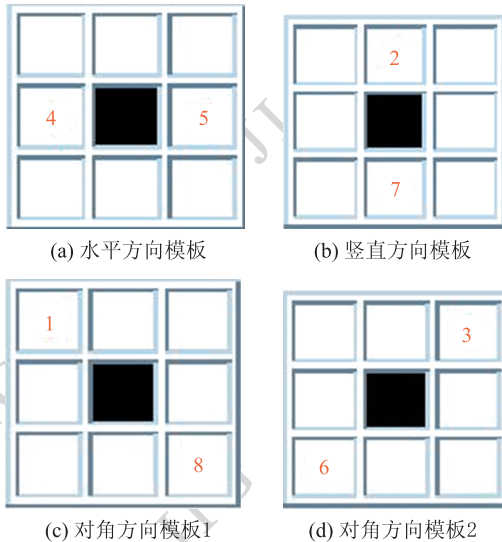


图 2 像素的 4 方向正则化算子模板

Fig. 2 Four direction patterns of pixel regularization operators

2.3 最优值求解方法

本文最终任务是确定式(7)所示图像函数系数 $(\rho_n)_{n=1, \dots, N}$ 而完成图像重建,本文方法是将傅里叶重建方法转化为带有约束的优化问题式(10)。若优化问题中涉及矩阵含有对称和正定的性质,其共

轭梯度法是一种非常优秀的最优值求解迭代法^[11-13]。设优化式(10)为函数 f ,则有

$$f(\rho) = \|F\rho - S\|_2^2 + \lambda \|B\rho\|_2^2 \quad (12)$$

计算 $\nabla f(\rho) = 0$, 推导出

$$(F^H F + \lambda B^H B)\rho = F^H S \quad (13)$$

式(13)为 $Ax = B$ 形式,矩阵 A 是复对称矩阵,梯度下降法迭代计算过程解 ρ 和搜索方向向量 s ,并计算搜索标量 a 使得过程函数 $f(\rho + as)$ 取得最小值。目标优化函数的自变量 $\rho + as$,其中是 ρ 实数,而 s 是复数。对于复变函数,牛顿迭代法将有时会在复平面中不收敛,一些初始值迭代后会趋于无穷或在无穷处震荡,即混沌效应。只有复函数自变量属于复平面上分形点集 Fatou 集时,自变量微小的变动产生收敛的迭代函数值,迭代法才能运用。当自变量属于分形点集 Julia 集时,自变量微小的变动将导致函数值剧烈改变,即混沌效应,这时迭代法将没有意义。因此,引入 NELDER-MEAD 单纯形算法搜索优化参数 a ,定义距离 $d(z, w) = \|z - w\|$,其中 $\|z\| = \sqrt{Z^* Z}$, $*$ 表示复共轭,在复数度量空间计算三角形的距离和方向启发性搜索计算,可很好解决本文最优值计算任务。

求解最优值 ρ 的计算步骤为:

1) 设定初始猜测值 ρ_k , 迭代次数 $k=0$ 。

2) 初始化循环角标 n , 过程梯度 g 、过程解 ρ 和搜索方向向量 s 。过程梯度为 $(F^H F + \lambda B^H B)\rho_k - F^H S$, 其等于过程残差的负数, 即有

$$\rho_0 \leftarrow \rho_k \quad (14)$$

$$g_0 = \nabla f(\rho_0) \quad (15)$$

$$a_0 = \arg \min_a \|f(\rho_0 + ag_0)\| \quad (16)$$

$$\rho_1 = \rho_0 + a_0 g_0 \quad (17)$$

$$s_0 = -g_0 \quad (18)$$

初始化完毕。

3) 循环 $n=1$ 至 $N-1$, 梯度 $g_n = \nabla f(\rho_n)$, 方向向量更新为

$$s_n = -g_n + \beta_n s_{n-1} \quad (19)$$

式(19)中 β 计算选择 Fletcher-Reeves 方法, 故有

$$\beta_n = \frac{g_n^H g_n}{g_{n-1}^H g_{n-1}} \quad (20)$$

求最优步长, 可得

$$a_n = \arg \min_a \|f(\rho_n + as_n)\| \quad (21)$$

更新过程解为

$$\rho_{n+1} = \rho_n + a_n s_n \quad (22)$$

4) 更新估计值 $\rho_{k+1} = \rho_N$, 即为迭代终止解。

5) 若 $\rho_{k+1} \approx \rho_k$, 且 $f(\rho_{k+1}) \approx f(\rho_k)$, 则确定为最优值, 并中止进程。否则, k 值加 1, 返回步骤 2)。

式(21)标量 a 搜索算法为单纯形法, 如图 3 所示, 其步骤为:

1) 设初值为 a, b, c , 且 $\|f(\rho + as)\| < \|f(\rho + bs)\| < \|f(\rho + cs)\|$ 。

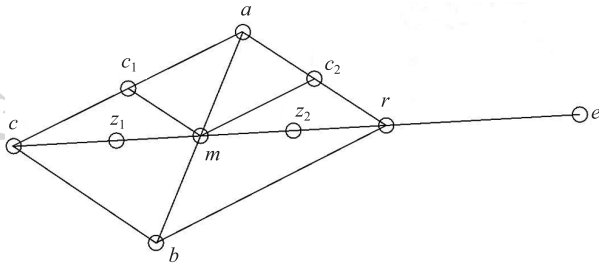


图 3 Nelder-Mead 方法图形标记示意图

Fig. 3 Notation used in the Nelder-Mead method

2) 若 3 个值或其函数值充分接近, 即设充分小值 δ , 并使 $\|(a - c)s\| < \delta$, $\|(b - c)s\| < \delta$, $\|(a - b)s\| < \delta$, 或 $\|f(\rho + as) - f(\rho + cs)\| < \delta$, $\|f(\rho + bs) - f(\rho + cs)\| < \delta$, $\|f(\rho + as) - f(\rho + bs)\| < \delta$, 则宣布 a 为最优值, 结束流程。如果不满足上述条件, 进入步骤 3)。

3) 预估最小值在最差点 c 经过良边 ab 的中点延长至开拓点 e , 则有

$$e = m + 2(m - c) \quad (23)$$

式中, $m = (a + b)/2$ 。

如果 $\|f(\rho + es)\| < \|f(\rho + bs)\|$, 将 e 点更新为新的 c 点。跳至步骤 6)。

4) 如果 $\|f(\rho + es)\| \geq \|f(\rho + bs)\|$, 则计算反射点为

$$r = m + (m - c) = 2m - c \quad (24)$$

如果 $\|f(\rho + rs)\| < \|f(\rho + cs)\|$, 将 r 点更新为新的 c 点。如果 $\|f(\rho + rs)\| \geq \|f(\rho + bs)\|$, 计算收缩点 z_1 和 z_2 , 故有

$$\begin{aligned} z_1 &= (c + m)/2 \\ z_2 &= (m + r)/2 \end{aligned} \quad (25)$$

取 $z = \min(z_1, z_2)$, 如果 $\|f(\rho + zs)\| < \|f(\rho + cs)\|$, 将点 z 更新为新的 c 点。跳至步骤 6)。

5) 如果以上条件语句均不满足, 放弃 b, c 点。如果 $z_1 < z_2$, 将 m 点更新为新的 b 点, c_1 点更新为新的 c 点; 当 $z_1 > z_2$, 将 m 点更新为新的 b 点, c_2 点更新为新的 c 点。可得

$$\begin{aligned} c_1 &= (a + c)/2 \\ c_2 &= (a + r)/2 \end{aligned} \quad (26)$$

即最小值搜索方向向 a 点逼近。

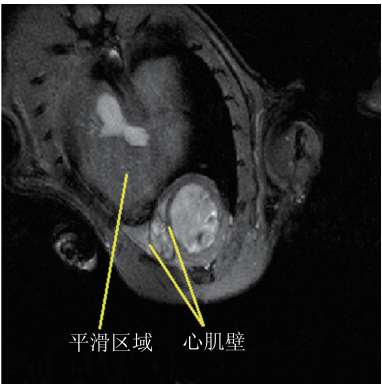
6) 重新排列 a, b, c , 使得 $\|f(\rho + as)\| < \|f(\rho + bs)\| < \|f(\rho + cs)\|$, 返回步骤 1)。

3 实验与讨论

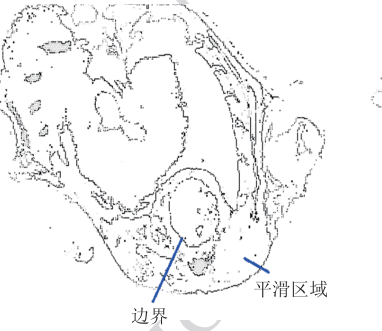
利用各向异性约束优化成像法, 检测左心室及其心肌。心肌壁边界的精确测定应用于计算室壁厚度、长度及心室容积。实验数据为左心室短轴动态成像的时序图像序列, 分辨率为 256×256 像素采样, 实验机器为安捷伦公司 7T 高场小动物磁共振成像系统, 对象是小鼠 (musculus C57)。心脏 MRI 技术是观测心肌前间壁、前壁、前侧壁、下壁以及心内膜梗塞血块的可行的临床及实验方法^[14-15]。在心肌梗死模型研究中, 测量舒张末期和收缩末期梗塞和非梗塞心肌节段的室壁厚度、长度及左心室容积, 为主要实验检测目标。

实验抽取一帧图像, 分别利用传统傅里叶方法和本文方法得到成像结果, 如图 4 所示。采用传统傅里叶成像法, 获得心电门控磁共振脉冲序列成像结果, 如图 4(a) 所示。获取边界和平滑区域并分割和标记定位医学先验信息, 如图 4(b) 所示。传统的约束成像降噪方法的成像结果, 如图 4(c) 所示。该方法成像结果可显著降低噪声, 但缺点是在平滑区域和边界区域均会分辨率降低, 且在边界区域易产生模糊效应和边界相邻区域易出现环状伪影。采用本文方法获得的实验结果, 如图 4(d) 所示。

首先在视觉效果上, 本文方法与传统傅里叶成像法的结果相比, 有效地降低了噪声而且不以降低空间分辨率为代价, 保留重要的空间细节。利用先验信息, 在平滑区域具有良好的滤波降噪的效果, 而在边界区域心肌壁, 满足空间分辨率的要求。在定量分析上, 32×32 k -空间编码采样扩展至 256×256 k -空间编码采样, 在 FOV 不变条件下, 即本实验 FOV 为 $3 \text{ cm} \times 3 \text{ cm}$ 保持不变, 空间分辨率将由 32×32 提升至 256×256 , 而由 1.2 节分析可知传统傅里叶成像法像素 SNR 将减低 35%。为了计算本文方法的 SNR 变化, 采用文献[16]论述的 MR 图像 SNR 计算方法, 即同一相位重复采集两幅图像相减后得到噪声, 而后计算噪声的统计参数。本文实验心脏动态成像的心脏周期为 12 帧表示为 12 个相位, 如图 5 所示。每一相位图像测量 15 次, 统计计算得出



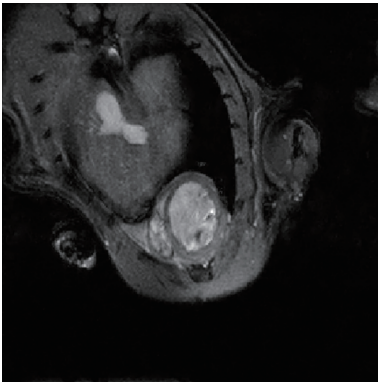
(a) 传统成像结果



(b) 医学结构先验信息



(c) 传统的约束成像结果



(d) 本文方法成像结果

图 4 成像实验结果

Fig. 4 Result of imaging experiments

SNR 变化,如表 1 所示。结果表明本文方法像素 SNR 衰减比传统傅里叶成像法理论衰减要小。同时,随着心室运动周期结束,像素 SNR 衰减进一步减小,这是因为心肌壁的灰度图像由于运动从边界过渡到平滑区域,而受到降噪平均的惩罚计算。

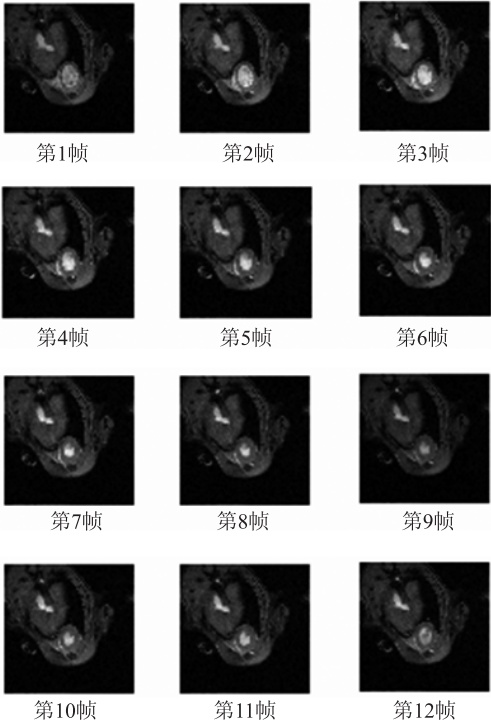


图 5 动态心脏成像序列

Fig. 5 Dynamic cardiac imaging sequence

表 1 各帧像素信噪比衰减

Table 1 Pixel SNR degradation of frames

帧序	信噪比衰减比例/%
1	18
2	18
3	17
4	16
5	16
6	15
7	12
8	12
9	12
10	13
11	13
12	12

4 结 论

针对傅里叶成像数学模型由于傅里叶不确定性导致空间分辨率和信噪比互相制约的缺点,提出各向异性约束优化成像法,实现高分辨和高信噪比。利用成像对象的医学生理结构不变性的特点,充分利用参考图像的先验信息,将惩罚最大似然优化准则求解最优值的思路,代替傅里叶成像方法。并适用于多种参考图像的获取方法及其对应成像策略,分别包括预成像路线的高分辨率高信噪比图像和动态成像过程临时获取的中低分辨率缓存图像。

提出了基于医学生理结构先验信息的各向异性约束优化法则,将正则化惩罚运算细化至平滑区域、边界邻域、边界和边界的方向。有效解决传统约束优化成像法的边界再次模糊和环状伪影问题。实验结果证明各向异性约束成像法在心脏成像应用中的有效性。

参考文献 (References)

- [1] Liang Z P, Lauterbur P C. Principles of Magnetic Resonance Imaging, A Signal Processing Perspective [M]. New York: IEEE Press, 2000.
- [2] Deng L, Shi Y K, Zhang J T. High temporal-spatial resolution neuroimaging method based on reconstruction of MRI scan data with optic-sensing temporal calibration [J]. Acta Neuropharmacologica, 2011, 1(3):47-54. [邓梁, 史仪凯, 张均田. 基于光学时轴校准 MRI 数据重建的高时空分辨率神经成像 [J]. 神经药理学报, 2011, 1(3):47-54.]
- [3] Van de Walle R, Barrett H H, Myers K J, et al. Reconstruction of MR images from data acquired on a general nonregular grid by pseudoinverse calculation [J]. IEEE Trans. on Med. Imaging, 2000, 19(12):1160-1167.
- [4] Constantinides C D, Weiss R G, Lee R, et al. Restoration of low resolution metabolic images with a priori anatomic information: ^{23}Na MRI in myocardial infarction [J]. Magn. Reson. Imaging, 2000, 18(4):461-471.
- [5] Denney T S, Reeves S J. Bayesian image reconstruction from Fourier domain samples using prior edge information [J]. J. Electron. Imaging, 2005, 14(4):043009.
- [6] Gao Y, Strakowski S M, Reeves S J, et al. Fast spectroscopic imaging using online optimal sparse k-space acquisition and projections onto convex sets reconstruction [J]. Magn. Reson. Med., 2006, 55(6):1265-1271.
- [7] Bao Y, Maudsley A A. Improved reconstruction for MR spectroscopic imaging [J]. IEEE Trans. on Med. Imaging, 2007, 26(5):686-695.
- [8] Haldar J P, Hernando D, Song S K, et al. Anatomically constrained reconstruction from noisy data [J]. Magn. Reson. Med., 2008, 59(4):810-818.
- [9] Sun P Z, Wang E, Cheung J. S. Imaging acute ischemic tissue acidosis with pH-sensitive endogenous amide proton transfer (APT) MRI—correction of tissue relaxation and concomitant RF irradiation effects toward mapping quantitative cerebral tissue pH [J]. Neuroimage, 2012, 60(1):1-6.
- [10] Ye F, Laurent S, Fornara A, et al. Uniform mesoporous silica coated iron oxide nanoparticles as a highly efficient, nontoxic MRI T2 contrast agent with tunable proton relaxivities [J]. Contrast Media & Molecular Imaging, 2012, 7(5):460-468.
- [11] Qu A, Li D, Li M. The convergence rate of a restart MFR conjugate gradient method with inexact line search [J]. Applied Mathematics and Computation, 2012, 218(23):11380-11390.
- [12] Arioli M, Gratton S. Linear regression models, least-squares problems, normal equations, and stopping criteria for the conjugate gradient method [J]. Computer Physics Communications, 2012, 183(11):2322-2336.
- [13] Dai Z, Wen F. Global convergence of a modified Hestenes-Stiefel nonlinear conjugate gradient method with Armijo line search [J]. Numerical Algorithms, 2012, 59(1):79-93.
- [14] Hamon M, Fau G, Nee G, et al. Meta-analysis of the diagnostic performance of stress perfusion cardiovascular magnetic resonance for detection of coronary artery disease [J]. J. Cardiovasc. Magn. Reson., 2010, 12(1):29-39.
- [15] Greenwood J P, Younger J F, Ridgway J, et al. Safety and diagnostic accuracy of stress cardiac magnetic resonance imaging versus exercise tolerance testing early after acute ST-elevation myocardial infarction [J]. Heart, 2007, 93(11):1363-1368.
- [16] Firbank M J, Coulthard A, Harrison R M, et al. A comparison of two methods for measuring the signal to noise ratio on MR images [J]. Phys. Med. Biol., 1999, 44(12):261-264.