



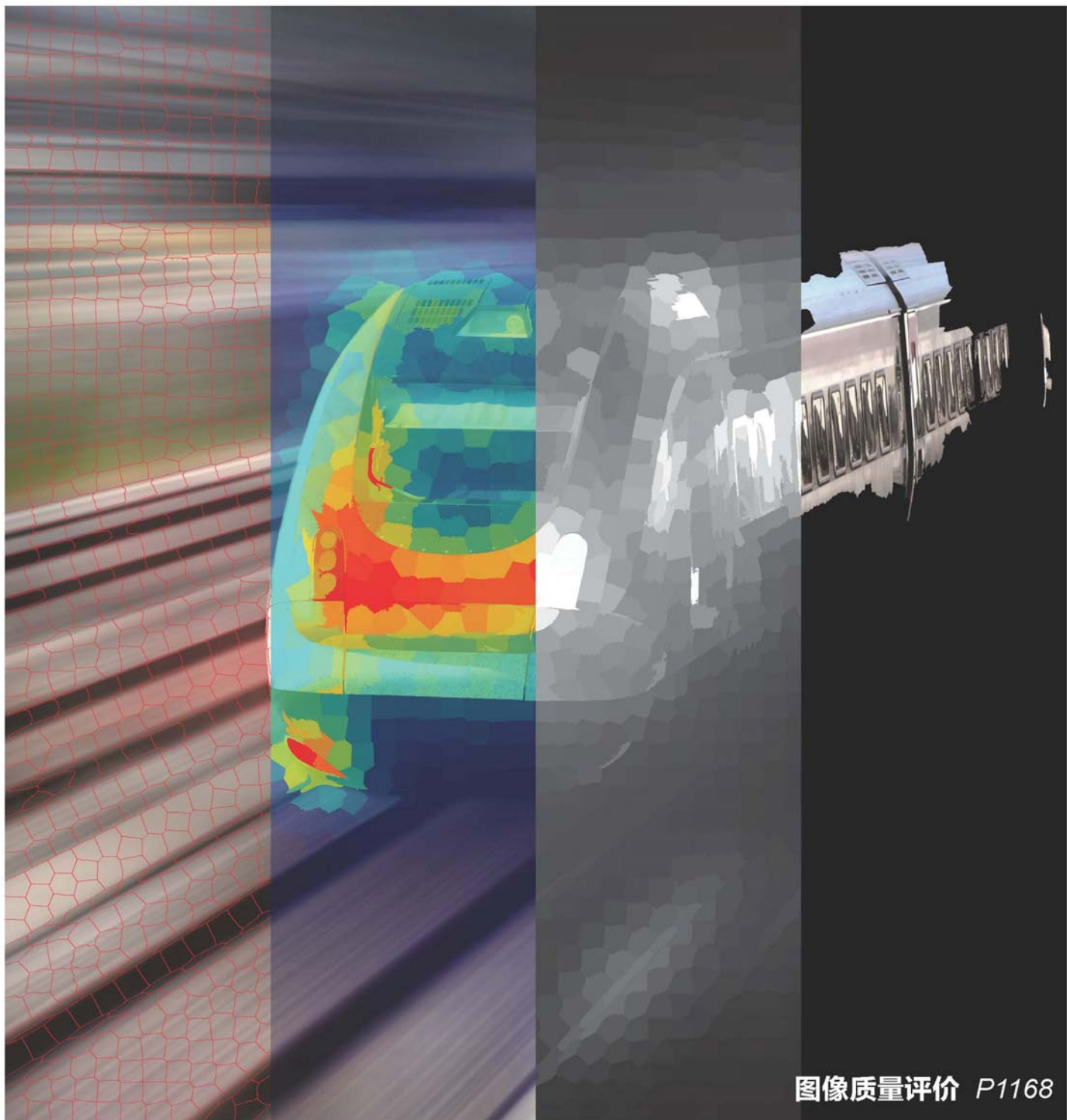
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

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

2014
08
VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

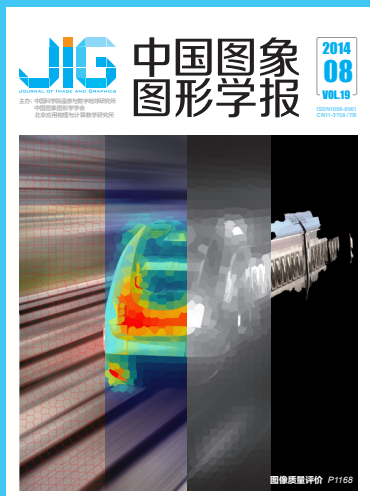


图像质量评价 P1168

中国图象图形学报

刊名题字: 宋健

月刊 (1996年创刊)



第19卷第8期 (总第220期)

2014年8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。本刊所有图片均为非商业目的使用, 所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。

Copyright

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

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

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)

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

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

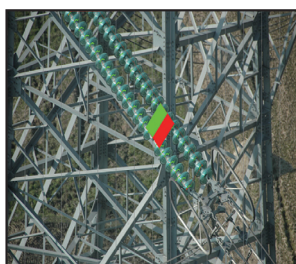
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 50.00元



基于色调优化的图像视频细节增强(第1149页)



形状感知的绝缘子识别与缺陷诊断(第1194页)



基于自适应权值滤波的深度图像超分辨率重建
(第1210页)

图像处理和编码

利用纹理和空间相关性的HEVC帧内预测模式选择

齐美彬, 朱广辉, 杨艳芳, 蒋建国 1119

方向滤波抗混叠的低冗余图像多尺度变换

张湃, 王丽侠, 张银蒲 1126

L_{∞} 准则的最大误差图像压缩算法

李晓云, 庞超逸, 黎彤亮, 黄世中 1135

利用无参考图像内容量度优化非局部均值去噪方法的参数

侯鑫, 陆耀, 李建武 1142

基于色调优化的图像视频细节增强

王津航, 刘春晓, 朱臻阳, 金剑秋, 唐佳娣 1149

结合图像融合与分割的快速去雾

王伟鹏, 戴声奎 1155

彩色图约束的二阶广义总变分深度图超分辨率重建

邸维巍, 张旭东, 胡良梅, 段琳琳 1162

重要区域保持的图像缩放质量评价方法

梁云, 傅贤超, 刘财兴 1168

图像分析和识别

图嵌入正则化投影非负矩阵分解人脸图像特征提取

杜海顺, 张旭东 1176

基于稀疏编码的动态纹理识别

刘洋, 李一波, 姬晓飞, 王杨扬 1185

形状感知的绝缘子识别与缺陷诊断

张晶晶, 韩军, 赵亚博, 刘浪, 王万国, 朱铭武 1194

迭代最小二乘椭圆拟合的锥套图像检测与跟踪

黄斌, 孙永荣, 杨博文, 王潇潇, 刘晓俊 1202

图像理解和计算机视觉

基于自适应权值滤波的深度图像超分辨率重建

杨宇翔, 曾毓, 何志伟, 高明煜 1210

医学图像处理

应用球形算子层次聚类的3维冠脉跟踪提取

郑永昌, 耿辰, 宋爽, 杨健 1219

遥感图像处理

波段排序的高光谱影像3维混合树编码方法

王相海, 解天, 宋传鸣, 张智迪 1228

多线程遥感影像实时渐进传输

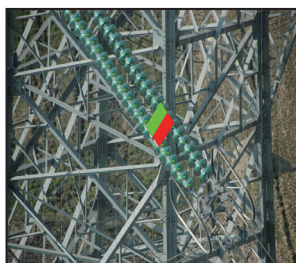
刘万军, 孟煜, 曲海成, 石翠萍 1237

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Image and video detail-enhancement via tone optimizationimage morphing(P1149)



Insulator Recognition and Defects Detection Based On Shape Perceptual (P1194)



Depth map super-resolution via adaptive weighting filter (P1210)

Image Processing and Coding

HEVC intra-prediction mode selection by using texture and spatial correlation	
Qi Meibin, Zhu Guanghui, Yang Yanfang, Jiang Jianguo	1119
Low redundant image multiscale transform with anti-aliasing direction filtering	
Zhang Pai, Wang Lixia, Zhang Yinpu	1126
Algorithm for maximum error image compression based on L_{∞} norm	
Li Xiaoyun, Pang Chaoyi, Li Tongliang, Huang Shizhong	1135
Optimizing the parameters of non-local means via no-reference image content metric for image denoising	
Hou Xin, Lu Yao, Li Jianwu	1142
Image and video detail-enhancement via tone optimization	
Wang Jinhang, Liu Chunxiao, Zhu Zhenyang, Jin Jianqiu, Tang Jiadi	1149
Fast haze removal method based on image fusion and segmentation	
Wang Weipeng, Dai Shengkui	1155
Depth image super-resolution based on second-order total generalized variation constrained by color image	
Di Weiwei, Zhang Xudong, Hu Liangmei, Duan Linlin	1162
Image retargeting quality assessment by preserving important regions	
Liang Yun, Fu Xianchao, Liu Caixing	1168

Image Analysis and Recognition

Graph embedding regularized projective non-negative matrix factorization for face image feature extraction	
Du Haishun, Zhang Xudong	1176
Dynamic texture recognition based on sparse coding	
Liu Yang, Li Yibo, Ji Xiaofei, Wang Yangyang	1185
Insulator recognition and defects detection based on shape perceptual	
Zhang Jingjing, Han Jun, Zhao Yabo, Liu Liang, Wang Wanguo, Zhu Mingwu	1194
Droque image detecting and tracking based on iterative least squares ellipse fitting	
Huang Bin, Sun Yongrong, Yang Bowen, Wang Xiaoxiao, Liu Xiaojun	1202

Image Understanding and Computer Vision

Depth map super-resolution via adaptive weighting filter	
Yang Yuxiang, Zeng Yu, He Zhiwei, Gao Mingyu	1210

Medicine Image Processing

Novel 3D coronary artery extraction method using hierarchical clustering of spherical operator	
Zheng Yongchang, Geng Chen, Song Shuang, Yang Jian	1219

Remote Sensing Image Processing

Hyperspectral image coding with band ordering and 3D hybrid tree	
Wang Xianghai, Xie Tian, Song Chuanming, Zhang Zhidi	1228
Remote sensing image real-time progressive transmission based on multi-threads	
Liu Wanjun, Meng Yu, Qu Haicheng, Shi Cuiping	1237

中图法分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)08-1142-07

论文引用格式: Hou X, Lu Y, Li J W. Optimizing the parameters of non-local means via no-reference image content metric for image denoising[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(8): 1142-1148. [侯鑫, 陆耀, 李建武. 利用无参考图像内容容量度优化非局部均值去噪方法的参数[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(8): 1142-1148.] [DOI:10. 11834/jig. 20140804]

利用无参考图像内容容量度优化非局部均值去噪方法的参数

侯鑫, 陆耀, 李建武

北京理工大学计算机学院智能信息技术北京市重点实验室, 北京 100081

摘要: **目的** 非局部均值 NLM(non-local means) 方法是一种有效的数字图像去噪方法。然而, 在实际去噪过程中, 非局部均值的衰减参数通常是固定的而且无法随着图像的变化而作适应性的调整。为了使非局部均值方法更加有效, 提出一种将适用于多种噪声分布的无参考图像内容容量度(表示为 Q) 引入 NLM 的迭代方法, 来优化固定的衰减参数。**方法** 首先, 针对普通图像的去噪, 利用量度 Q 来测量每一次调整衰减参数后所对应的去噪结果的图像质量, 凭借该迭代机制找到 Q 的最大值, 从而获得最优的图像去噪结果; 其次, 将该量度用于 MRI(magnetic resonance imaging) 图像的去噪, 利用 Q 来度量图像所含结构信息(如纹理和边缘), 进而调整用于 MRI 图像去噪的无偏非局部均值法的衰减参数。**结果** 实验结果显示, 本文方法提升了去噪结果的峰值信噪比(PSNR), 并且本文方法的去噪结果在视觉上看起来比用传统方法得到的结果更清晰。**结论** 利用无参考图像内容容量度 Q 来优化 NLM 方法的衰减参数, 使得 NLM 方法能够针对不同的图像自适应地调整衰减参数以取得最优的去噪效果。实验结果表明用图像内容容量度 Q 来优化非局部均值法的参数是有效的。

关键词: 非局部均值; 无参考图像内容容量度; 参数优化; 衰减参数; 图像去噪

Optimizing the parameters of non-local means via no-reference image content metric for image denoising

Hou Xin, Lu Yao, Li Jianwu

Beijing Key Laboratory of Intelligent Information Technology, School of Computer Science and Technology,
 Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract: **Objective** Nonlocal means (NLM) is a successful method to denoise digital images. However, the decay control parameter is usually fixed and cannot be adaptively changed according to the image content adaptively. Some intensified researches on the influence of the decay control parameter that describes the width of the smoothing kernel and data-dependence have been done to make the NLM more effective. Therefore, this paper proposes to apply the no-reference image content metric (denoted as Q) which does not need the noise to be Gaussian to NLM to optimize the fixed decay control parameter without a reference image. **Method** Some methods have been proposed to use SURE (Stein's unbiased risk estimate) as an estimator of mean squared error (MSE) of NLM to select the optimal parameters for restoring an image. However, these methods are fit only for Gaussian noise. Moreover, in real situations, the noise of an image is usually not Gaussian,

收稿日期: 2014-01-03; 修回日期: 2014-03-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(61271374, 61273273)

第一作者简介: 侯鑫(1989—), 男, 北京理工大学生物医学工程专业硕士研究生, 主要研究方向为图像去噪。E-mail: 2120111243@

bit. edu. cn

通信作者: 李建武, E-mail: ljw@ bit. edu. cn

and the variance of the noise is also space varying. Thus, in this situation, selecting the optimal parameters via SURE will be ineffective. Therefore, this paper first proposes to incorporate the no-reference image content metric Q which does not need the noise to be Gaussian to NLM to optimize the fixed decay control parameter in an iterative way and obtain the optimal denoised results. Second, aiming at the linear relationship between the Rician noise level in magnetic resonance imaging (MRI) images and the optimal decay control parameter, we propose to tune the parameter of unbiased NLM for MRI denoising according to the structure information (such as texture and edge) of the image. This method measures textures and edges in an image via the metric Q . By considering the structure information of the image, we can tune down the decay control parameter when the value of Q is high so that the textures and edges can be retained in the denoised results. **Result** Experimental results show that our proposed method can improve the value of peak signal-to-noise ratio. At the same time, the denoised results obtained by the proposed method are superior to the results obtained by the traditional methods in vision. Incorporating the image content metric to NLM is valid for denoising. **Conclusion** We propose to optimize the parameter of NLM via the no-reference image content metric Q . The proposed method aims to enable the NLM method to choose the decay control parameter adaptively according to the image content. Experimental results show that the proposed method can optimize the NLM in terms of vision and PSNR. Thus, incorporating the image content metric to NLM for denoising is valid.

Key words: nonlocal means; no-reference image content metric; parameter optimization; decay control parameter; image denoising

0 引言

一个好的图像去噪方法应具有以下的主要特征^[1]:1)在尽可能地去噪声的同时,图像的结构信息(如边缘、纹理和对比度)应能被较好地保留;2)在去噪的结果图中应当减少伪影的出现。一般去噪方法被分为两大类,即基于频域的图像去噪方法和基于空间域的图像去噪方法。本文关注的是后者。

传统的空间域方法主要是基于每个像素值的相似度或梯度信息,如双边滤波方法^[2]和各向异性扩散滤波去噪方法^[3]。然而,双边滤波和各向异性扩散滤波不能在去噪结果图中有效地保留弱边缘和纹理细节。为了更好地利用像素信息来进行去噪,Buades 等人提出了非局部均值方法^[4],受到了较广泛的关注,出现了诸多的改进形式。非局部均值的基本思想是通过分别计算以两个像素为中心的块之间的高斯加权欧几里得距离来度量两个像素之间的差异。该方法通过块与块之间的结构相似性匹配能在去噪结果图中有效地保留图像的结构信息(如边缘、纹理等)。为了有效改善非局部均值方法的去噪效果,一些研究者做了许多深入的探索。例如,针对非局部均值机制中尺寸和方向固定的邻域框,Kervrann 和 Boulanger^[5]提出了一种机制使得邻域框能够自适应地调整其尺寸的大小;Deledalle 等人^[6]提出在块匹配的过程中把方形邻域框变为不同的几何形状。这些方法的目的是为了改善非局部均值方法的块匹配过

程从而实现优化权值。一些方法^[7-9]通过在块匹配过程中将候选块旋转一定的角度来与中心像素块匹配,以使得块匹配过程更加准确。此外,改善非局部均值方法的另一个重要问题是参数的优化,如衰减参数。衰减参数决定了平滑核的宽度,平滑核在决定各个像素的权值时有重要作用。于是一些研究者针对如何优化非局部均值方法的参数进行了深入的研究。Manjón 等人^[10]讨论了专门针对 MRI (magnetic resonance imaging) 图像去噪的非局部均值方法 (UNLM) 的最优参数。然而,它所建议的固定的衰减参数,在一些情况下得不到最优去噪结果。

SURE (Stein's unbiased risk estimate)^[11]作为图像内容量度被用来拟合 MSE (mean squared error) 的变化趋势,从而通过寻找 SURE 的最小值所对应的参数来选择非局部均值方法去噪的最优参数^[12]。这种方法的优势在于 SURE 方法在没有无噪声的原图作为参考的情况下就能够较准确地估计 MSE 的变化趋势。此外,其他基于 SURE 机制的成功方法有蒙特卡洛 SURE (Monte-Carlo SURE)^[13],这种方法能够被用于优化去噪算法的参数。文献[14]提出一种基于 SURE 的方法,用来调整非局部均值方法中心像素的权值。然而,上述基于 SURE 的方法需要的计算量较大。为了优化非局部均值方法的衰减参数,文献[15]方法采用了不同的思想,即通过使用一种简单的边缘检测算子测得局部的边缘清晰度,再根据局部的边缘清晰度自适应地选择局部最优的衰减参数,从而使得去噪结果中的结构信息能

被有效地保留。Zhu 和 Milanfar^[16]提出了一种新的无参考图像内容量度(命名为量度 Q)并分析了使用无参考图像内容量度来选择去噪方法参数的可行性。Zhu 和 Milanfar^[17]进一步把它用于 BM3D^[18]和核回归去噪方法^[19]的参数优化。

鉴于以往基于 SURE 优化的去噪方法都必须保证图像的噪声满足高斯分布,本文将量度 Q 引入 NLM 的参数优化中,对于噪声不满足高斯分布的图像,在无参考图像的情况下,仍能获得较好的去噪结果,从而增加了优化的非局部均值方法所适用的噪声种类。此外,还提出了通过描述图像内容信息的量度 Q 来优化针对 MRI 图像去噪的 UNLM 的退化参数,使得 UNLM 具备一定的自适应性。

1 非局部均值方法

在非局部均值方法中,待修复的像素 t_i 的值是由搜索框 S 中的所有像素 t_j 加权平均得到的。权值 $w(i, j)$ 取决于各个邻域框内像素灰度值的向量 $\mathbf{v}(N_i)$ 和 $\mathbf{v}(N_j)$ 的相似度。其中,邻域框 N_i 和 N_j 分别以像素 t_i 和 t_j 为中心。

两个块 N_i 和 N_j 之间的高斯加权欧几里得距离为

$$d(i, j) = G_a * \|\mathbf{v}(N_i) - \mathbf{v}(N_j)\|^2 \quad (1)$$

式中, G_a 是一个归一化的 $(0, 1)$ 分布的高斯置权函数。

权值定义为

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{d(i, j)}{h^2}} \quad (2)$$

式中, h 是衰减控制参数,用于控制去噪方法的平滑程度。参数 h 的选取与图像噪声标准差有关。如果 h 的值太小,去噪滤波器只能去除很少的噪声;如果 h 的值太大,去噪结果图像将变得更加模糊。归一化常数 $Z(i)$ 定义为

$$Z(i) = \sum_{t_j \in S} e^{-\frac{d(i, j)}{h^2}} \quad (3)$$

像素 t_i 的值由样本像素加权求和得到

$$\text{NLM}(Y(i)) = \sum_{t_j \in S} w(i, j) Y(j) \quad (4)$$

式中, $Y(j)$ 是搜索框 S 中的样本像素 t_j 的值,搜索框 S 以待还原像素 t_i 为中心。

2 无参考图像内容量度

无参考图像内容量度(表示为 Q)由 Zhu 和

Milanfar^[16]提出。量度 Q 提供了图像内容在噪声和其他扰动下的数量度量,包括主方向能量和图像的锐化度。

通常,图像的结构相似性可以由像素的差异(或图像梯度)来度量。给定一个图像 $\mathbf{p}(x, y)$, $N \times N$ 的窗口 ω_i 的梯度矩阵可定义为

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ p_x(k) & p_y(k) \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix}, \quad k \in \omega_i \quad (5)$$

式中, $[p_x(k), p_y(k)]^T$ 表示像素 (x_k, y_k) 的梯度; k 指代窗口 ω_i 中的像素序号。

梯度矩阵 $\mathbf{G}$ 提供了关于块 ω_i 的重要信息。特别值得一提的是,局部方向能够通过对梯度矩阵 $\mathbf{G}$ 进行奇异值分解得到,即

$$\mathbf{G} = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T = \mathbf{U} \begin{bmatrix} s_1 & 0 \\ 0 & s_2 \end{bmatrix} [\mathbf{v}_1 \quad \mathbf{v}_2]^T \quad (6)$$

式中, $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ 都是正交矩阵。列向量 $\mathbf{v}_1$ 表示局部梯度的主方向,第 2 个向量 $\mathbf{v}_2$ (与 $\mathbf{v}_1$ 正交)表示块中边缘的主方向。奇异值 s_1 和 s_2 ($s_1 \geq s_2 \geq 0$) 分别表示向量 $\mathbf{v}_1$ 和 $\mathbf{v}_2$ 的方向能量(如图 1 所示)。

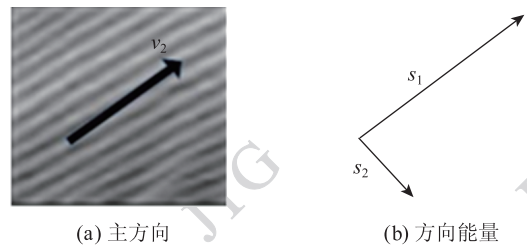


图 1 预测局部主方向

Fig. 1 Estimation of the local dominant orientation

量度 Q 为

$$Q = s_1 \frac{s_1 - s_2}{s_1 + s_2} \quad (7)$$

在 Q 中,比率式所表示的通常称为一致性^[17],即

$$R = \frac{s_1 - s_2}{s_1 + s_2} \quad (8)$$

当一个图像块包含了清晰的结构(比如有一致的边缘方向)且 $s_1 > s_2$,这种块被称为各向异性块。在对这些块添加了噪声以后, R 的值大致反比于局部噪声方差。

因此, Q 的值由图像块的结构和噪声共同决定。换句话说, Q 能够在一定程度上反映图像的信噪比(SNR)。

3 基于量度 Q 优化的衰减参数

相比于其他的无参考图像内容量度而言,量度 Q 不需要噪声一定要满足高斯分布并且它的计算复杂度相对较低。同时,核磁图像中的噪声满足 Rician 分布而非高斯分布,传统的无参考图像量度因此无法用于核磁图像中。基于这些原因,这里首先使用量度 Q 来优化针对普通图像的非局部均值方法的参数,再优化专门针对核磁图像的无偏非局部均值方法。

3.1 非局部均值衰减参数的迭代优化机制

非局部均值方法包含不止一个参数。Salmon^[14]讨论了搜索框大小对于去噪效果的影响,本文对搜索框的尺寸不予讨论。

本文重点讨论非局部均值的衰减参数的优化。当使用非局部均值方法进行去噪的时候,衰减参数 h 常是固定的,无法根据不同的图像来变化调整,因而会导致过平滑或欠平滑现象。因此,为了选择最优参数,将设定 $h = k \times \sigma$ (σ 为带噪图像的噪声标准差),并且使得 k 从 1 到 15 以步长 1 来进行迭代。在迭代过程中,我们能通过寻找使得去噪结果图的 Q 值最大的参数来确定最优参数。因为量度 Q 能较好地拟合峰值信噪比 (PSNR) 的变化趋势。选择最优参数 h 的机制如下:

算法 1 选择最优衰减参数的过程

$I \leftarrow$ 带噪图像 (Noisy Image);

$y \leftarrow$ 去噪结果 (Output Image);

$\sigma \leftarrow$ 噪声级 (Noise level);

for k from 1 to $ItrEnd$ (迭代间隔步长为 1)

$h \leftarrow k \times \sigma$;

将该参数带入非局部均值进行图像去噪,输出结果 $y \leftarrow NLM(I, h)$;

计算并保存结果图 y 的量度 Q 的值 Q_k ;

end for

比较每一次迭代所得结果图的量度值 Q_k 并找到最大值 Q_m , 与 Q_m 对应的衰减参数就是最优参数 $h \leftarrow m \times \sigma$ 。

如文献[16]中所分析的,量度 Q 能够很好地拟合图像质量变化的趋势。在有些研究实验中,一些研究者把量度 Q 与峰值信噪比 (PSNR) 一起用作衡量图像去噪质量的量度。我们不排除有些时候用量度 Q 来拟合峰值信噪比的变化趋势会存在误差,但在没有参考图从而无法得知峰值信噪比的情况下,

用量度 Q 来拟合是较为准确的方法。因此,用量度 Q 来拟合峰值信噪比 (PSNR) 的变化趋势,在绝大多数情况下是合理的。

3.2 无参考普通图像的最优化去噪

在实际的应用中,给定带噪声的图像通常无法找到其无噪声时图像,在无参考图像时如何找到最优去噪结果是个值得探究的问题。本文考虑将量度 Q 引入迭代机制中用于无参考图像的实际图像去噪,以量度 Q 作为去噪结果质量优劣的标示从而得到最优化的去噪结果。在实际图像去噪中,去噪过程如算法 1 所示,在这里设定 $h = \sigma$,在迭代过程中,令 h 以步长 1 进行迭代,通过寻找最大 Q 值所对应的参数从而找到最优参数 h 。

3.3 针对核磁图像的无偏非局部均值参数优化

由于核磁图像的噪声满足 Rician 分布而非高斯分布,传统的非局部均值方法直接应用在核磁图像去噪中的效果并不理想。因此,Manjón 等人^[10]首次将无偏估计引入非局部均值方法,以得到理想的核磁图像去噪效果。针对 MR 图像中的每一个像素,无偏估计 (UNLM) 预测定义为^[10]

$$UNLM(Y) = \sqrt{NLM(Y)^2 - 2\sigma^2} \quad (9)$$

式中, $\sigma = \sqrt{\mu/2}$ 表示混合高斯噪声标准差。 μ 值的计算是通过将 MR 图像背景区域中像素值平方再对这些平方后的值求均值。

文献[10]中指出,在 MR 图像去噪中,噪声标准差 σ 和最优的 h 之间存在线性关系,线性系数为 k 。然而,在这个线性关系中固定的系数对于任意一幅 MR 图像来说并不一定是最优的。因此,提出利用描述图像信息(如几何结构、纹理和边缘)的量度 Q 来调整参数 h ,以便达到根据当前 MR 图像的信息自适应地调整参数 h 的目的。Manjón 等人^[10]建议把 h 的值定在 1.2σ 左右,在程序代码中, $h = 1.4\sigma$ 。将量度 Q 引入并定义 h 为

$$h = k \times \left(1 - \frac{Q_{avg} - Q_{min}}{Q_{max} - Q_{min}}\right) \times \sigma \quad (10)$$

式中, Q_{avg} 表示 1 幅图像中每个各向异性块的 Q 值的平均值。 Q_{min} 和 Q_{max} 表示该图像所有各向异性块的 Q 值的最小值和最大值。 Q 能有效地反映图像的边缘和清晰程度。通过式(10),参数 h 将根据图像的边缘程度进行调整。如果图像含有边缘较多, h 的值将被调小,于是能够有效地在去噪结果图中保留图像的结构信息。

4 实验

4.1 图像质量评价量度

实验中使用了3种量度来衡量去噪效果。第1种是均方根误差(RMSE),第2种是峰值信噪比(PSNR),即

$$\text{PSNR} = 10\lg(255^2/\text{MSE}) \quad (11)$$

式中, $\text{MSE} = \left(\sum_{(x,y) \in \Omega} (I_0(x,y) - I(x,y))^2 \right) / |\Omega|$, I_0 是无噪声初始图像, I 是去噪结果图像, $|\Omega|$ 是带噪图像中的像素总数。

第3种量度是结构相似度(MSSIM)^[20],即

$$\text{MSSIM}(I_0, I) = 1/M \times \sum_{j=1}^M \text{SSIM}(I_0^j, I^j) \quad (12)$$

I_0^j 和 I^j 表示图像内的第 j 个局部窗, M 表示图像中局部窗口的数目,且

$$\text{SSIM}(\mu_0, \mu) = \frac{(2\mu_0\mu_\mu + C_1)(2\sigma_{\mu_0\mu} + C_2)}{(\mu_0^2 + \mu_\mu^2 + C_1)(\sigma_{\mu_0}^2 + \sigma_\mu^2 + C_2)} \quad (13)$$

式中, μ_0 和 μ_μ 分别表示 μ_0 和 μ 局部均值。 σ_{μ_0} 和 σ_μ 分别表示 μ_0 和 μ 相应的局部标准差。 $\sigma_{\mu_0\mu}$ 是 μ_0 和 μ 之间的局部相关因子。 C_1 和 C_2 通常取比较小的常数。通常来说, MSSIM 与人的视觉系统更加一致。

4.2 非局部均值参数迭代优化

为了显示迭代机制能够优选衰减参数,下面在添加了高斯噪声的普通图像上进行实验。实验中,搜索框和邻域框的尺寸大小分别为 11×11 和 5×5 ,对 Lena(512×512 像素)图像添加高斯噪声,其标准差 $\sigma = 10$ 。

从图2的实验结果可以看出, Q 的最大值所对应的去噪结果最好,因为 Q 能够拟合去噪结果质量的变化趋势。同时,对于固定的参数 h ,在针对不同的图像去噪时,可能会由于 h 的值取得过大而造成过平滑现象。因此,采用量度 Q 来进行参数调整能够取得较好的去噪结果,其选择的参数也是最优的。

4.3 无参考普通图像的最优化去噪

上面的实验显示了基于量度 Q 的迭代机制在去除高斯噪声的过程中,能够较好地选择最优参数。下面将验证在对于含有非高斯分布噪声的图像进行去噪时,该方法为 NLM 选择最优参数的有效性。基于 SURE 的参数优化方法的缺陷在于它要求图像的噪声必须满足高斯分布^[16]。当图像的噪

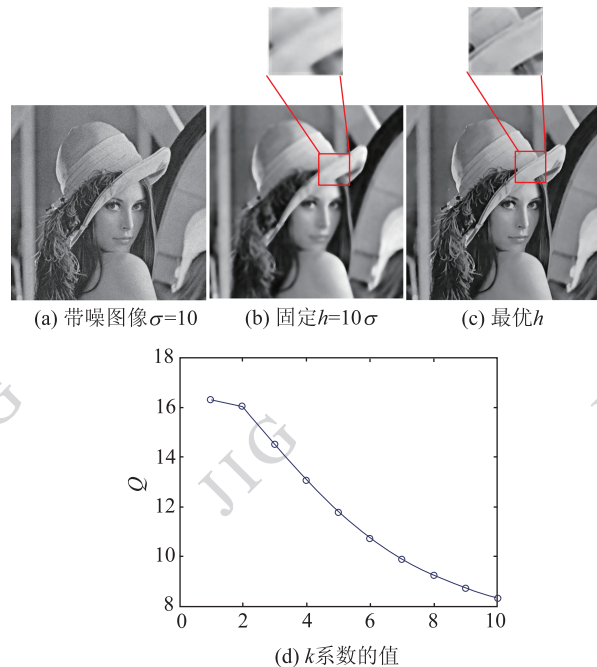


图2 Lena 图像的去噪结果

Fig. 2 The denoised results for Lena image

声不是高斯白噪声时,噪声标准差的估算就会不准确,这将导致在计算 SURE 时出现偏差。对于这种噪声并不满足高斯分布的胶片图像, SURE 等量度的使用便受到了限制^[17]。由此,体现了采用量度 Q 来优化非局部均值方法的意义。

采用文献[17]中所用实验图像,该图像的方差随着空间而变化,不满足高斯分布。采用迭代机制,利用量度 Q 和 SURE 分别来优化 NLM,以对真实的带噪图像进行去噪。

基于量度 Q 和 SURE 的最优去噪结果如图3所示。对于 NLM 方法来说,使用 SURE 迭代所得到的最优迭代数为1,从图3中可以看出,该结果的去噪程度显然不够充分,且结果图中可以很明显地看到噪声的残留。然而,使用 Q 迭代所得到的结果具有很好的视觉效果。相应地,图3(d)显示了量度 Q 在迭代过程中的变化趋势, Q 的最大值所对应的结果就是最优去噪结果。

4.4 无偏非局部均值参数优化

不同于普通图像参数优化的迭代机制,下面的实验将针对只有 MR 图像中才会有的噪声标准差和最优参数 h 之间的线性关系进行优化。在实验中,对胸腔 MR 图像添加不同的噪声级,按照文献[10]对应的程序源代码,令式(10)的 $k=1.4$,把基于 Q 优化的无偏非局部均值 QNLM 与传统的 NLM、UN-

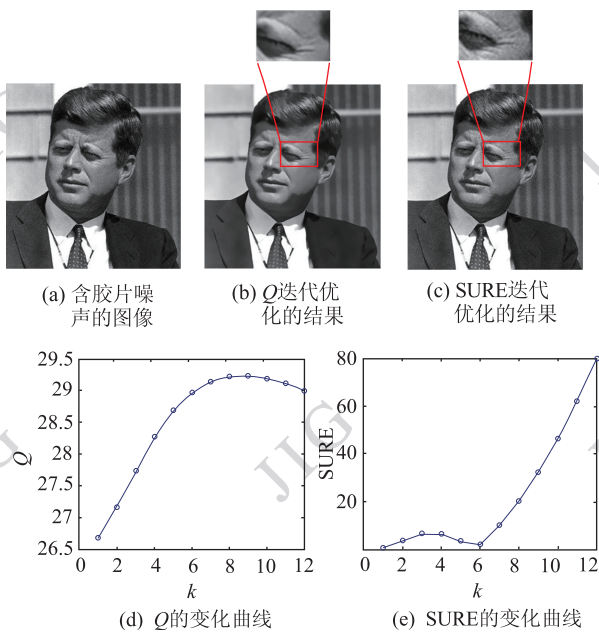


图 3 真实图像实验

Fig. 3 Real data experiments

LM 的去噪结果进行了比较。

从表 1 可以看出, QNLM 在 PSNR、RMSE 和 MSSIM 几个量度上都要优于传统的 NLM 和 UNLM。因此, 本文的 QNLM 方法具有较好的鲁棒性。

表 1 在不同噪声级下的胸腔核磁图像噪声去除结果

Table 1 The quantitative results of different noise levels

噪声级	度量	NLM	UNLM	QNLM
1%	PSNR	35.640 1	40.977 2	41.129 5
	RMSE	4.212 5	2.278 7	2.239 1
	MSSIM	0.966 2	0.980 5	0.982 9
3%	PSNR	31.967 9	33.592 5	33.867 1
	RMSE	6.429 0	5.332 3	5.166 4
	MSSIM	0.894 3	0.922 3	0.929 8
5%	PSNR	28.531 5	30.412 8	30.782 0
	RMSE	9.549 2	7.689 5	7.369 5
	MSSIM	0.812 1	0.865 1	0.874 5
7%	PSNR	25.980 5	28.459 3	28.781 9
	RMSE	12.809 1	9.628 9	9.277 8
	MSSIM	0.736 3	0.810 1	0.818 0
9%	PSNR	23.786 9	27.077 6	27.319 7
	RMSE	16.489 1	11.289 2	10.978 9
	MSSIM	0.662 9	0.753 4	0.754 0

注: 最优结果用黑体标出

为了进一步验证在 k 取不同值时, 本文方法仍然有效, 使得 k 从 1.3 开始以步长 0.1 递增至 2.0, 分别对添加了 9% Rician 噪声的胸腔 MR 图像进行去噪 (图 4), 并计算每次结果的均方根误差, 从曲线图 (图 5) 可知, 该方法在不同的系数 k 均能使得均方根误差最小, 从而证实了该方法的有效。

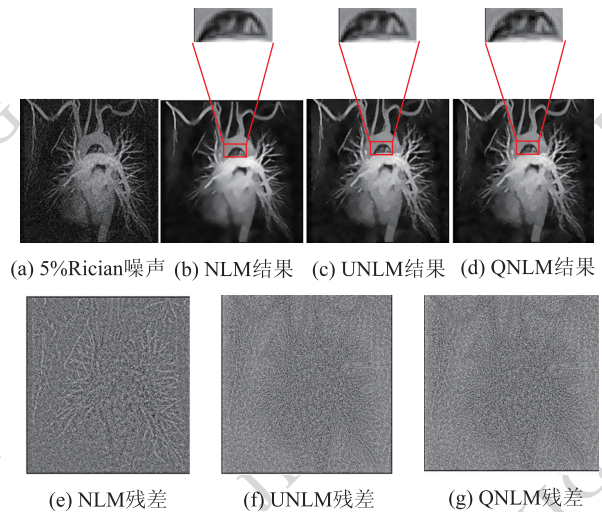


图 4 胸腔 MR 图像去噪结果

Fig. 4 Qualitative results for chest MR image

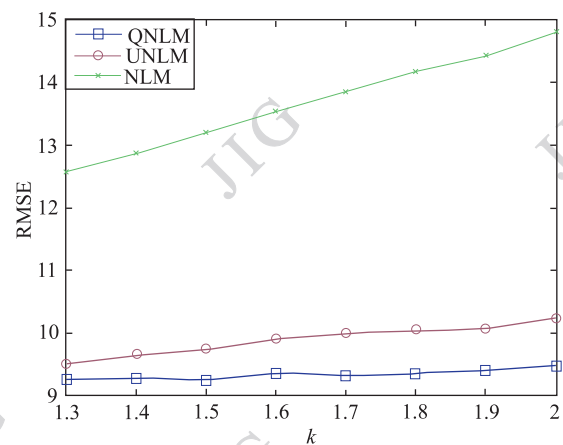


Fig. 5 The curve of RMSE

5 结 论

衰减参数对非局部均值方法的去噪效果有着重要的影响。为了进一步优化非局部均值方法的参数, 提出了一种使用无参考图像内容量度 (量度 Q) 的方法来优化衰减参数的方法。量度 Q 能在没有

无噪声图像作为参考的情况下反映去噪结果图像的质量。通常,在实际应用中,一幅带噪图像的无噪声原始图像常常是无法得到的。因此,将量度 Q 引入迭代机制来优化非局部均值方法的衰减参数以得到最优的去噪结果。然而,迭代机制中的衰减参数的初始迭代值和最大迭代值通常是由人手动设定的,所以,如何根据图像本身提供的信息来预测初始迭代值和最大迭代值是未来的一个研究方向。此外,针对核磁共振图像,提出了一种基于图像内容容量的方法来调整 Rician 噪声标准差和衰减参数之间的线性关系,以得到更好的去噪效果并减轻图像的过平滑现象。实验结果显示本文方法是有效的。鉴于量度 Q 可以描述图像的结构信息,考虑如何将量度 Q 作为参考信息来提升含有块匹配过程的图像处理(如:图像超分辨率重建)的效果,是未来的一个研究方向。

参考文献 (References)

- [1] Liu C, Szeliski R, Kang S B, et al. Automatic estimation and removal of noise from a single image [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(2): 299-314.
- [2] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*. Bombay, India; IEEE Computer Society, 1998: 839-846.
- [3] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machines Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [4] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising [J]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, DC, USA; IEEE, 2005, 2: 60-65.
- [5] Kervrann C, Boulanger J. Optimal spatial adaptation for patch based image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 2866-2878.
- [6] Deledalle C A, Duval V, Salmon J. Non-local methods with shape-adaptive patches (NLM-SAP) [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2012, 43(2): 103-120.
- [7] Kleinschmidt O, Brox T, Cremers D. Nonlocal texture filtering with efficient tree structures and invariant patch similarity measures [C]//*Proceedings of International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing*. Lausanne, Switzerland; IEEE SP/CAS Chapter in Finland, 2008: 103-113.
- [8] Zimmer S, Didas S, Weickert J. A rotationally invariant block matching strategy improving image denoising with non-local means [C]//*Proceedings of International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing*. Lausanne, Switzerland; IEEE SP/CAS Chapter in Finland, 2008: 135-142.
- [9] Grewenig S, Zimmer S, Weickert J. Rotationally invariant similarity measures for nonlocal image denoising [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2011, 22(2): 117-130.
- [10] Manjón J V, Carbonell-Caballero J, Lull J J, et al. MRI denoising using non local means [J]. *Medical Image Analysis*, 2008, 12(4): 514-523.
- [11] Stein C. Estimation of the mean of a multivariate normal distribution [J]. *The annals of Statistics*, 1981, 9(6): 1135-1151.
- [12] Van De Ville D, Kocher M. SURE-based non-local means [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 16(11): 973-976.
- [13] Ramani S, Blu T, Unser M. Monte-carlo SURE: a black-box optimization of regularization parameters for general denoising algorithms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(9): 1540-1554.
- [14] Salmon J. On two parameters for denoising with non-local means [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(3): 269-272.
- [15] Kang B, Choi O, Kim J D, et al. Noise reduction in magnetic resonance images using adaptive non-local means filtering [J]. *Electronics Letters*, 2013, 49(5): 324-326.
- [16] Zhu X, Milanfar P. A no-reference image content metric and its application to denoising [C]//*Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing*. Hong Kong, China; IEEE, 2010: 1145-1148.
- [17] Zhu X, Milanfar P. Automatic parameter selection for denoising algorithms using a no-reference measure of image content [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3116-3132.
- [18] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [19] Takeda H, Farsiu S, Milanfar P. Kernel regression for image processing and reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(2): 349-366.
- [20] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.