

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)12-1696-11

论文引用格式: Yang N, Feng Y, Wei Y. Improved fractional differential algorithm for infant brain MR image enhancement[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(12): 1696-1706. [杨娜, 冯运, 魏颖. 分数阶微分的婴幼儿脑 MR 图像增强算法[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(12): 1696-1706.] [DOI:10. 11834/jig. 20161214]

分数阶微分的婴幼儿脑 MR 图像增强算法

杨娜¹, 冯运¹, 魏颖^{1,2}

1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 2. 教育部医学影像计算重点实验室, 沈阳 110004

摘要: 目的 由于传统的分数阶微分算法本质是提高相邻像素点的灰度差, 达到增强对比度的作用, 但是同时会放大和产生噪声, 这容易使婴幼儿脑 MR 图像的增强效果有限或过增强。为了解决上述问题, 提出一种融合非局部均值信息的自适应分数阶微分的婴幼儿脑 MR 图像增强算法。方法 用平均梯度和大津算法自适应确定分数阶阶数, 融合纹理粗糙度确定初始的分数阶阶数。为了进一步抵制噪声等干扰, 利用更大邻域的纹理信息, 融入非局部思想确定分数阶微分的阶数。最后用最终的分数阶阶数对图像进行滤波, 得到最终的增强图像。结果 实验通过信息熵、平均梯度和空间频率指标统计结果证明本文算法具有优越的图像增强性能。信息熵指标能够高出对比算法 0.2% ~ 12%, 平均梯度指标能够高出对比算法 5% ~ 59%, 空间频率指标能够高出对比算法 6% ~ 59%。结论 本文算法可以在增强纹理细节及抑制分数阶微分引入噪声方面都取得较好的效果。本文算法也适用于普通的模糊图像, 具有良好的应用背景。

关键词: 图像增强; 自适应; 分数阶微分; 非局部均值; 婴幼儿脑 MR 图像

Improved fractional differential algorithm for infant brain MR image enhancement

Yang Na¹, Feng Yun¹, Wei Ying^{1,2}

1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China;
2. Key Laboratory of Medical Imaging Calculation of the Ministry of Education, Shenyang 110004, China

Abstract: **Objective** Given the fuzziness and unevenness of infant brain images, infant brain MR image enhancement has become an important topic. Traditional fractional differential algorithm is used essentially to expand the difference between adjacent gray pixels. The order of traditional fractional differential fluctuates strongly in the area of intense gray change, thereby leading to image over-enhancement and introduction of noise. This condition is likely to cause the infant brain MR image enhancement effect to be limited and over-enhanced. To solve the aforementioned problems, we propose an adaptive fractional differential MR image enhancement algorithm based on non-local means value. **Method** Otsu algorithm and texture roughness are used to determine the initial number of fractional order. The pixel gray value of the Otsu algorithm is replaced with the average gradient matrix, and the image is divided into two parts by threshold (t) determined by Otsu algo-

收稿日期: 2016-06-14; 修回日期: 2016-08-03

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61370152, 61402298); 中央高校基本科研业务费专项资金 (N130204003)

第一作者简介: 杨娜 (1992—), 女, 东北大学模式识别与智能系统硕士研究生, 主要研究方向为图像增强、分数阶微分。

E-mail: 1164529077@qq.com

通信作者: 魏颖, 教授、博士生导师, E-mail: weiyi@ise.neu.edu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61370152, 61402298); Ministry of Higher Education through Fundamental Research Grant Scheme for the Central Universities (N130204003)

rithm and gradient matrix, texture section, and edge section. Roughness is the physical quantity that describes the size and distribution of the particle. The larger the size of the base elements and the farther the distance between them, the rougher is the texture. In the smooth region of the image, roughness is smaller, and roughness is relatively larger in rich texture regions. To suppress noise interference, a larger range of texture information is integrated into the non-local means, which is used to determine the final number of fractional order. The order of the current search block is determined by initial order matrix. The non-local means is used to filter the order matrix of the searching area. The weight contribution of the neighborhood block to the central block is determined by the similarity of their order matrix. If their structures are similar, the weight is large. Otherwise, the weight is small. This condition can effectively reduce the number of mutations caused by noise, edge, and other factors, thereby effectively retaining the image details after filtering. Finally, the fractional-order filter original image is used and the final enhanced image is obtained. **Result** In this paper, the information entropy, average gradient, and spatial frequency are obtained as statistical indexes. Experimental results prove that this algorithm has superior performance in image enhancement. Information entropy is higher by 0.2% to 12% than that of compared algorithms. Average gradient is higher by 5% to 59% than that of compared algorithms. Spatial frequency is higher by 6% to 59% than that of compared algorithms. Only the information entropy is slightly lower than the fractional-order differential and wavelet decomposition of the image enhancement algorithm, and the average gradient and spatial frequency is slightly lower than that of the adaptive fractional-order differential algorithm. **Conclusion** The algorithm we propose is more capable of enhancing texture details and is effective in suppressing new noise than the compared algorithms in this paper. The algorithm is also applicable to general fuzzy images and has good application potential.

Key words: image enhancement; self-adaption; fractional differential; non-local means; infant brain MR image

0 引言

近年来,随着医学影像技术对医学诊断的影响越来越大,医学图像存在的问题也越来越凸显。与普通图像相比,医学图像的本质是模糊和不均匀,具有图像灰度不均匀、部分容积效应、噪声影响等特点。婴幼儿脑 MR 图像除了存在上述 3 个问题外,还存在着图像分辨率低、部分容积效应显著、灰白质对比度逆转等问题,因而改善婴幼儿脑 MR 图像的质量显得尤为重要。

分数阶微积分的理论研究可以追溯到 300 年前,但是由于缺乏具体的应用背景和实例,分数阶微积分的研究^[1-3]进展缓慢,大多数讨论依旧停留在部分数学界的纯理论和往来书信中,直到近些年,才有学者把其应用到工程上^[4-5]。蒲亦非^[6]首次推导并研究信号分数阶微积分的 5 种数值实现算法、分数阶模拟分抗电路以及基于分数阶的多层动态联想神经网络,为分数阶应用于工程奠定了理论和实践基础。蒲亦非^[7]从理论上系统地分析和证明了将分数阶微分引入到数字图像增强的可行性,证明了与基于整数阶微分的图像增强相比,分数阶微分算子可以在增强图像高频部分的同时尽量地减少低频损失,进而可以加强图像平滑区域中的纹理细节。此后,杨柱中等人^[8-11]研究了分数阶微分应用在图

像增强中的改进模板,并且取得了一定的成效,但是提高的增强能力有限。蒲亦非^[12]从分数阶微积分的两种不同定义以及不同应用范围,提出了 6 种不同的分数阶微分模板系数,并且实验证明了第 2 种模板具有更高的精度以及更快的收敛性。汪成亮等人^[13-17]研究了自适应分数阶微分,可以根据图像梯度、信息熵、直方图等信息自适应的确定分数阶的阶次,比指定阶次的传统分数阶微分具有更好的视觉效果和更高的定量分析指标,但是他们只考虑了图像的邻域信息,没有考虑更大范围的非局部图像信息对分数阶阶次的影响。高朝邦^[18]利用四元素和分数阶微分的理论将彩色图像视为一个四元素函数,即作为一个整体来进行处理,避免了破坏彩色图像分量元素之间的相关性,但是该方法增强后的图像是灰度图像。Hu、黄果等人^[19-20]将分数阶微分的整数模板扩展到非整数步长模板,充分考虑了图像的自相关性,打破了传统 G-L 定义中分数阶微分计算取单位步长的思想,在传统的分数阶微分的基础上再增加一个自由度参量步长,通过调节分数阶阶数和非整数步长数来构造相应的掩模算子,可以进一步改善图像增强的效果,但是同样没有考虑图像的非局部信息,使得增强效果有限。

本文提出了一种融合非局部均值的自适应分数阶微分图像增强算法,首先引入八邻域平均梯度和粗糙度信息,利用改进的大津算法将像素的邻域分

为强边缘、弱边缘、强纹理、弱纹理以及平滑区域,初始化分数阶微分阶数;为有效抑制噪声等干扰,提出利用更大邻域的纹理信息,融入像素的非局部信息确定分数阶微分的阶数,利用非邻域均值信息对搜索区域阶数矩阵进行滤波,这样可以从更大范围分析图像的高频和低频信息,在纹理突变的区域有效防止图像过增强。

1 分数阶微分

1.1 分数阶微分的基本定义

主要的3种基本分数阶微分算子,包括 grunward-letnikov 型微分、riemann-liouville 型微分以及 caputo^[21]型算子,其中由于 grunward-letnikov (G-L) 型^[22]微分计算简单、容易实现,所以常用在图像增强中。

分数阶微分的 G-L 定义是从连续函数整数阶导数定义出发,将微分由整数阶推导至分数阶。对于区间 $[a, t]$ 的整数 n 阶可导函数 $f(t)$,整数阶导数为

$$\begin{aligned} f'(t) &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(t+h) - f(t)}{h} \\ f''(t) &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(t+2h) - 2f(t+h) + f(t)}{h^2} \\ f'''(t) &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(t+3h) - 3f(t+2h) + 3f(t+h) - f(t)}{h^3} \\ &\vdots \\ D_t^n f(t) &= \lim_{h \rightarrow 0} h^{-n} \sum_{j=0}^n (-1)^j \binom{n}{j} f(t-jh), n = \frac{t-a}{h} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, h 表示单位步长, $\binom{v}{j} = \frac{\Gamma(v+1)}{j! \Gamma(v-j+1)}$, v 表示微分阶数, j 是 $0 \sim n$ 的整数, D_t^v 表示微分阶数 v 推广到任意阶算子,式(1)同样适用于分数阶微分。

Gamma 函数 $\Gamma(n+1) = n! = \int_0^\infty x^n e^{-x} dx, n \in \mathbb{N}$ 。由于数字图像离散的数字信号,数字图像灰度变化的最短距离是两相邻像素之间, $f(x, y)$ 的最小间隔 $h = 1$ 。因此将一元函数的分数阶微分表达式推广到2维, x 方向和 y 方向上2维分数阶微分的差分表达式分别为

$$\begin{aligned} \frac{\partial^v f(x, y)}{\partial x^v} &\approx f(x, y) + (-v)f(x-1, y) + \\ &\frac{(-v)(-v+1)}{2}f(x-2, y) + \cdots + \end{aligned}$$

$$\frac{\Gamma(-v+1)}{n! \Gamma(-v+n+1)} f(x-n, y) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^v f(x, y)}{\partial x^v} &\approx f(x, y) + (-v)f(x, y-1) + \\ &\frac{(-v)(-v+1)}{2}f(x, y-2) + \cdots + \\ &\frac{\Gamma(-v+1)}{n! \Gamma(-v+n+1)} f(x, y-n) \end{aligned} \quad (3)$$

由式(2)(3)可知,不同方向上的系数是相同的,系数取决于与中心像素点之间的距离。同理,可以推广到中心像素点8个方向上的分数阶微分。

1.2 分数阶微分对信号的作用

任意平方可积的能量信号 $f(t) \in L^2(\mathbf{R})$,记信号 $f(t)$ 的 v 阶分数阶导数为 $D_t^v f(t), v \in \mathbf{R}^+$,其傅里叶变换^[23]为

$$\begin{aligned} D_t^v f(t) &\Leftrightarrow (Df)^v(w) = \\ (iw)^v \hat{f}(w) &= \hat{d}^v(w) \cdot \hat{f}(w) \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $\hat{f}(w)$ 为 $f(t)$ 的频域形式, $\hat{d}^v(w) = (iw)^v$ 为 v 阶微分乘子函数,其复指数形式为

$$\begin{cases} \hat{d}^v(w) = (iw)^v = \hat{a}^v(w) e^{i\hat{\theta}^v(w)} \\ \hat{a}^v(w) = |w|^v, \hat{\theta}^v(w) = \frac{v\pi}{2} \text{sgn}(w), v \in \mathbf{Z}^+ \end{cases}$$

式中, w 表示频率, $0 < w < 1$ 代表低频部分,反映在2维图像中是图像中纹理细节变化不明显的区域; $w > 1$ 表示中高频部分,反映在2维图像是图像边缘及灰度变化剧烈的部分。根据式(4),对于1维连续信号,经分数阶微分处理后,分数阶微分算子在阶次不同时的幅频特性如图1,图像的3维显示如图2;从图1和图2可以看出,分数阶微分和整数阶微分对信号都有增强或衰减作用,增强或衰减的幅度

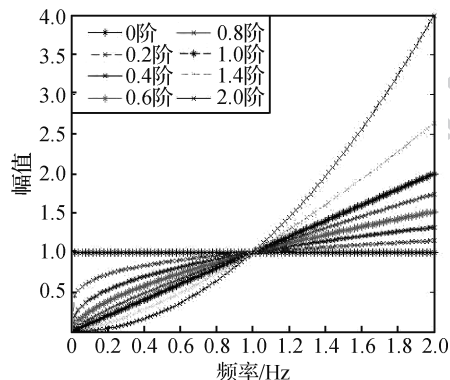


图1 分数阶微分算子的幅频特性

Fig. 1 Amplitude-frequency characteristics of fractional order differential operator

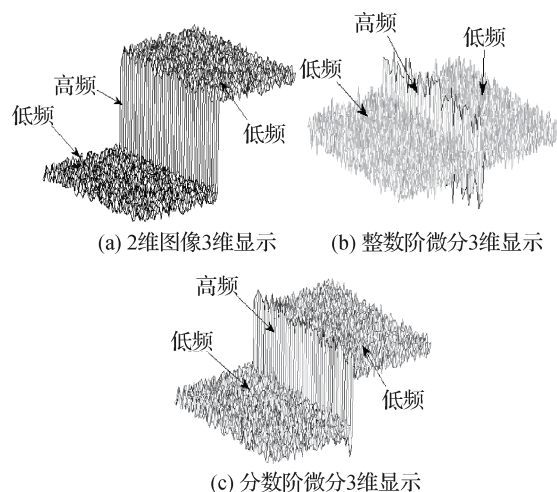


图2 2维图像整数阶微分和分数阶微分对比

Fig. 2 Contrast of processing result between integer order differential and fractional differential ((a) original image; (b) integer order differential; (c) fractional differential)

随着阶数和频率的增大非线性增强;虽然信号的分数阶微分没有整数阶微分对图像高频边缘信息的增强幅度大,但是在低频部分,用信号的整数阶微分处理图像纹理区域会造成细节信息大幅衰减,而分数阶微分可以减少纹理图像的衰减幅度,在一定程度上可以非线性地保留低频成分。

2 融合非局部均值信息自适应分数阶微分的图像增强算法

2.1 初始化分数阶阶数

一般情况,图像的梯度大小表征了该区域是纹理和边缘概率的大小。通常可以通过图像的梯度来决定分数阶微分阶次的大小,不同的图像有不同的梯度和微分阶次的映射关系。但是,由于梯度只考虑了像素点本身的情况,没有考虑像素所在的区域信息,因此不能很好地反映该区域的纹理复杂度,首先引入八邻域平均梯度和粗糙度定义,自适应确定初始的分数阶微分阶数。

1) 基于平均梯度及大津算法的初始自适应分数阶阶数。对于数字图像 f , $f(i, j)$ 表示像素点 (i, j) 的灰度值,八邻域像素的平均梯度 $M(i, j)$ 为

$$M(i, j) = \frac{|8f(i, j) - f(i-1, j-1) - f(i-1, j) - f(i-1, j+1) - f(i, j-1) - f(i, j+1) - f(i+1, j-1) - f(i+1, j) - f(i+1, j+1)|}{8} \quad (5)$$

用平均梯度矩阵 M 代替大津算法的图像像素灰度值,用大津算法确定的阈值 t 和梯度矩阵 M 先将图像分成两部分:纹理部分($M(i, j) < t$)和边缘部分($M(i, j) > t$),其中两部分的平均梯度值分别是 M_{tex} 和 M_{ed} ^[24]。进一步利用梯度信息,将图像分为强边缘、弱边缘、强纹理、弱纹理以及平滑区域。求初始自适应分数阶阶数

$$V_{\text{otsu}} = \begin{cases} \frac{M(i, j) - t}{M(i, j)} & M(i, j) \geq t \text{ 且 } \frac{M(i, j) - t}{M(i, j)} \geq v_1 \\ v_1 & M(i, j) \geq t \text{ 且 } \frac{M(i, j) - t}{M(i, j)} < v_1 \\ v_2 & 2 < M(i, j) < t \text{ 且 } \frac{M(i, j)}{t} \geq v_2 \\ \frac{M(i, j)}{t} & 2 < M(i, j) < t \text{ 且 } \frac{M(i, j)}{t} < v_2 \\ 0 & 0 \leq M(i, j) \leq 2 \end{cases} \quad (6)$$

式中, $v_1 = \frac{M_{\text{ed}} - Q}{M_{\text{ed}}}$, $v_2 = \frac{Q - M_{\text{tex}}}{Q}$, Q 为整幅图像的平均梯度。

2) 引入纹理粗糙度的初始自适应分数阶阶数。粗糙度是描述纹理中粒度大小和分布的物理量,纹理基元尺寸越大,基元之间距离越远,纹理越粗糙。图像中的平滑区域粗糙度较小,而纹理丰富的区域粗糙度相对较大。粗糙度为

$$C = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \quad (7)$$

式中, σ 是图像的局部方差,取 5×5 大小邻域。

引入纹理粗糙度的初始自适应分数阶阶数为

$$V_{\text{first}} = k_1 V_{\text{otsu}} + k_2 C \quad (8)$$

式中, k_1 和 k_2 为调节参数。实验表明,本文中 k_1 和 k_2 在1.2~2时处理效果较好。

2.2 融合非局部均值信息的自适应分数阶阶数

由于在噪声、边缘等梯度、纹理变化明显区域,可能会引起分数阶阶数突变,过大的阶数会造成图像细节缺失,使图像失真。为避免由于噪声等造成的局部分数阶阶数突变,引入非局部均值的思想,防止图像过增强。

在上述基于平均梯度和纹理粗糙度确定初始分数阶阶数中,利用了像素的本身信息及其邻域的纹理信息。为了进一步利用更大邻域的纹理信息、以抵制噪声等干扰,融入像素的非局部信息确定分数

阶微分的阶数。先根据上述基于平均梯度和纹理粗糙度确定当前搜索区域初始化的微分阶数,再利用非邻域均值信息对搜索区域阶数矩阵进行滤波。在非局部的信息中,取更大邻域范围为 7×7 像素、 9×9 像素、 11×11 像素、 13×13 像素、 15×15 像素的图像块,每个像素点的邻域块取 5×5 像素大小,具体步骤如下:

1) 确定搜索块。取初始化阶数矩阵中左上角第一个点作为当前点 k ,以当前点为中心。

2) 确定以搜索块中每一点为中心点的邻域块。根据式(9),搜索块内每个点 i 的邻域阶数块(5×5 像素大小)。得到邻域阶数矩阵

$$v(N_i) = \alpha \times V_{\text{first}}(N_i) + w_{\text{gauss}} \times |I(N_i) - I(N_k)| + \beta \quad (9)$$

式中, N_k 是 k 的邻域; $V_{\text{first}}(N_i)$ 是以 i 为中心点的 5×5 邻域的初始化阶数矩阵; $I(N_i)$ 和 $I(N_k)$ 分别是以像素 i 和 k 为中心的邻域块; $|I(N_i) - I(N_k)|$ 是两个块对应位置的灰度差,其大小也是 5×5 ; α 和 β 是调节参数, w_{gauss} 是以 k 为中心点,以 i 到 k 距离为半径的高斯加权值。

3) 非局部均值滤波,确定最终分数阶阶数矩阵。将传统非局部均值算法中由图像像素确定搜索窗口和邻域换成上述由阶数矩阵确定的搜索窗口和邻域窗口。融合非局部均值的优势在于将原来以单个像素点为处理核心扩展为当前点的非邻域块,按照邻域块 $v(N_i)$ 和中心块 $v(N_k)$ 阶数矩阵进行对比,根据阶数矩阵的相似性确定该邻域块对中心块的权值贡献。若中心块和邻域块结构和阶数相似,权值较大;反之,则权值小。这样可以有效地减少噪声、边缘图像等因素造成的阶数突变,更好地保留滤波后的图像细节。

在当前搜索块内进行对邻域阶数矩阵进行非邻域均值滤波,计算搜索块内当前点最终的分数阶数值

$$V_{\text{out}}(i) = \sum_{k \in I} w(k, i) v(N_i) \quad (10)$$

式中

$$\begin{cases} w(k, i) = \frac{1}{z(k)} \exp\left(-\frac{\|v(N_k) - v(N_i)\|_2^2}{h^2}\right) \\ z(k) = \sum \exp\left(-\frac{\|v(N_k) - v(N_i)\|_2^2}{h^2}\right) \end{cases}$$

图3为NL-Means的执行过程示意图。

4) 计算完当前点 k 点的最终阶数,取下一个点作为当前点,重复步骤2)3)直至遍历完图像中所有的点,得到最终的阶数矩阵 V_{out} 。

5) 用阶数矩阵 V_{out} 确定的分数阶阶数对原图像滤波,得到最终分数阶滤波增强后的图像。

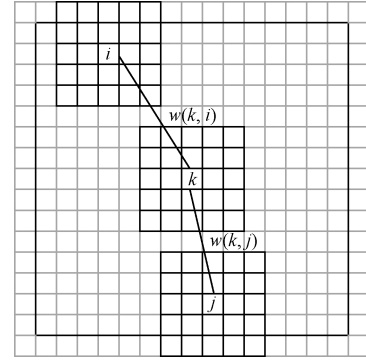


图3 NL-means 执行过程

Fig. 3 The diagram of the implementation process for NL-Means

2.3 图像质量评价与参数选择

利用平均梯度(AG)、信息熵(H)以及空间频率(SF)作为客观评价标准来分析图像增强后的效果。AG可以用来表示图像的清晰度,即图像细节反差的表达能力,其值越大,表示图像细节刻画地效果越好,纹理也就越清晰, $M \times N$ 大小的图像 $I(i, j)$ 平均梯度计算公式为

$$AG_f = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(I(i, j) - I(i+1, j))^2 + (I(i, j) - I(i, j+1))^2}{2}} \quad (11)$$

信息熵是一种特征的统计形式,反映了图像中平均信息量的多少,其值越大,表示图像包含的信息越多,细节越丰富,对于灰度级为 $0 \sim 255$ 的图像 $I(i, j)$,其图像信息熵计算公式为

$$H = - \sum_{i=1}^{255} p_i \log_2 p_i \quad (12)$$

式中, p_i 是灰度为 i 的点出现的概率,此信息熵的单位为比特(bit)。

空间频率(SF)描述了图像像素值在空间中的变化特征,表示图像的细节清晰程度,空间频率值越大,图像细节越清晰,其计算公式为

$$SF = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N (I(i,j) - I(i,j-1))^2}{M \times N} + \frac{\sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N (I(i,j) - I(i-1,j))^2}{M \times N}} \quad (13)$$

本文用来确定分数阶阶数可选择的参数有4个,分别是 k_1 、 k_2 、 α 、 β 。若阶数过小,纹理细节增强不明显,达不到预期效果;若阶数过大,可能造成图像像素值过大或过小,超出0~255的灰度显示范围,使原来像素在0或255附近的像素点统一显示成0或255,这也是整数阶微分削弱图像纹理细节的原因,因此通常情况下,应该将阶数控制在0.3~0.7之间,因此取 $\beta=0.1$ 。

图4和图5给出了本文算法在 $k_1=0.6$ 、 $\alpha=0.6$ 、 k_2 取不同参数选择下的婴幼儿脑MR图像增强效果对比,并利用AG、H、SF分析图像增强效果。由图5可以看出,随着 k_2 的增大,图像平均梯度和空

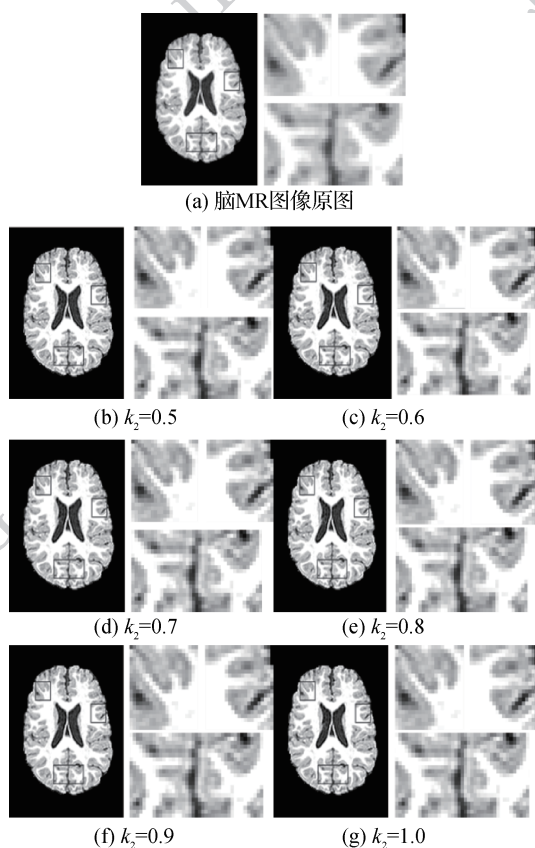


图4 本文算法在不同 k_2 时的实验对比

Fig. 4 Comparison of the algorithm in different k_2 ((a) original brain image; (b) – (g) are the enhancement results using our method with $k_2=0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0$ respectively)

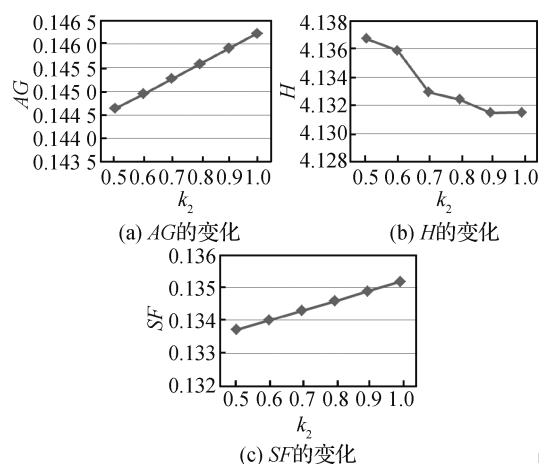


图5 本文算法在不同 k_2 时的质量评价对比

Fig. 5 Comparison of quality evaluation with different k_2 using the proposed algorithm ((a) average gradient; (b) information entropy; (c) spatial frequency)

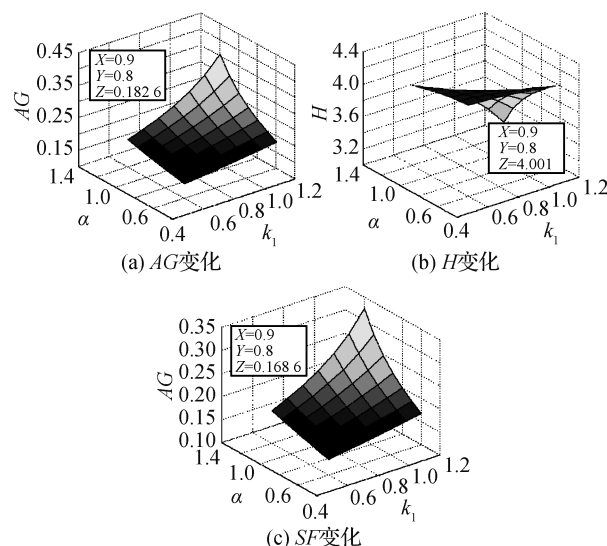


图6 不同 k_1 、 α 下的指标变化

Fig. 6 Changes of the indicators in different k_1 and α ((a) AG; (b) H; (c) SF)

间频率不断增大,但信息熵不断降低,但是变化量很小。因此,可以取 $k_2=0.7$ 。图6给出了算法在不同 k_1 和不同 α 取值下的AG、H、SF变化,可以看出 k_1 和 α 越大,SF和AG越大、信息熵H越小,为了兼顾图像对比度和纹理细节,取 $k_1=0.9$ 、 $\alpha=0.8$ 。

本文算法在初始化分数阶微分阶数后,用非局部思想计算权重值时,需要设定图像片的大小以及搜索域的大小,本文将图像片尺寸设为 5×5 像素,而不同的搜索域尺寸所包含的图像信息有差异,为了探究搜索域大小对本文算法的影响,将搜索域窗

口分别设为 5×5 像素、 7×7 像素、 9×9 像素、 11×11 像素、 13×13 像素、 15×15 像素得到的 3 个指标及处理时间如表 1 所示。

表 1 本文算法在不同的搜索域尺寸下实验结果统计
Table 1 Quantitative values of enhancement with different searching area

搜索域/像素	信息熵	平均梯度	空间频率	时间/s
7×7	4.753 3	0.158 3	0.146 4	158.482
9×9	4.764 2	0.154 3	0.142 6	326.467
11×11	4.763 8	0.152 8	0.141 2	513.464
13×13	4.767 9	0.150 8	0.139 4	702.280
15×15	4.771 7	0.149 3	0.138 0	885.803

由表 1 可以看出,当搜索域尺寸逐渐变大时,信息熵、平均梯度、空间频率 3 种评价指标值并没有明显的变化,而算法所消耗的时间随之非线性大幅度增加,当搜索域窗口逐渐变大时,对每个点处理时的

图像片个数随其大幅度增加,导致算法的复杂度增加,运行时间边长,因此本文采用图像片大小为 5×5 像素,搜索域大小为 7×7 像素。

3 实验结果与分析

3.1 实验结果与对比

为了验证本文算法,选用北卡罗莱纳大学“Infant Brain Atlases from Neonates to 1-and 2-year-old”数据集^[25](数据集包含 1~2 岁婴幼儿脑 MR 图像,共 33 组,每组 256 幅,文件格式为 .hdr)。在 33 组图像中随机选取 189 幅图像做实验分析。将原图像、传统分数阶微分算法、FOWE 算法^[16](分数阶微分和小波分解算法)、自适应分数阶微分^[13]、自适应非整数步长的分数阶微分算法^[19]、基于图像特征分块的分数阶微分算法 5 种算法和本文算法进行了对比。实验结果示例如图 7。

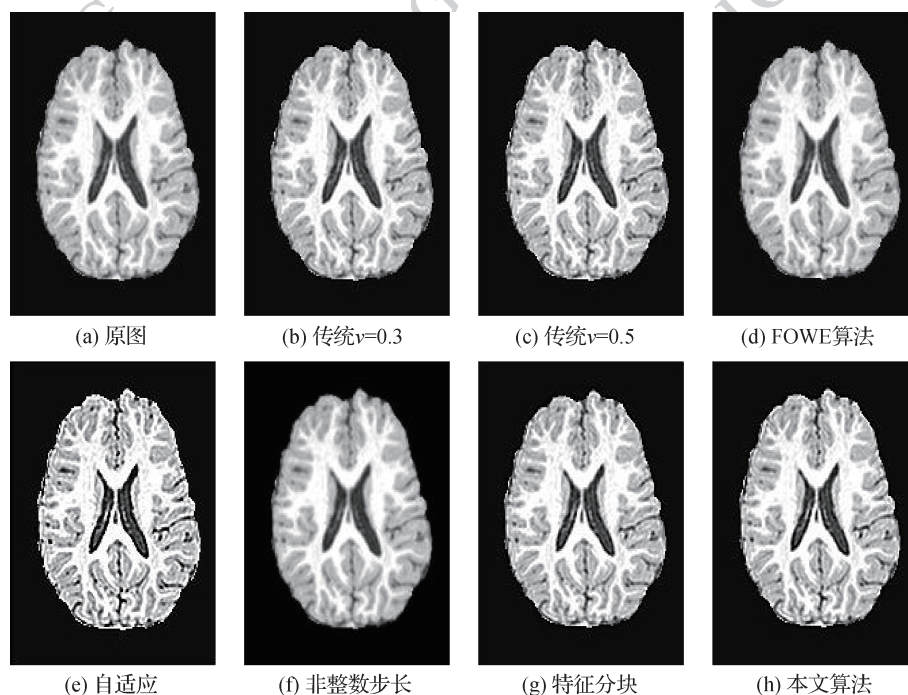


图 7 本文算法与其他算法对婴幼儿脑 MR 图像增强处理后的结果对比

Fig. 7 Compared with other algorithms ((a) original brain image; (b) traditional algorithm $v=0.3$; (c) traditional algorithm $v=0.5$; (d) FOWE algorithm; (e) self-adaption algorithm; (f) non-integer step size FD; (g) feature block method; (h) algorithm in this paper)

如图 7 所示,在与其他 5 种增强算法对比中,可以看出本文算法较其他 5 种增强算法处理后的婴幼儿脑图像更符合人眼的视觉特性,即对比度和亮度以及脑图像的纹理细节都较好,在增强婴幼儿脑图

像后并未引进很多噪声。因此,本文算法比其他算法对婴幼儿脑 MR 图像具有更好的增强效果。

为了更好地以人眼感受本文算法对婴幼儿脑图像增强效果,采用细节对比的方式比较和分析。对

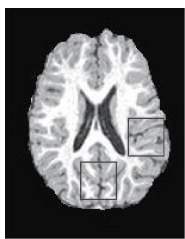


图8 原图像

Fig. 8 Original image

图8所示婴幼儿脑 MR 图像上用方框标记的两处细节进行放大处理,如图9和图10所示,能够明显地看出本文算法增强图像后,白质与灰质及脑脊液的区分更加明显,且增强了脑图像对比度以及细节纹理,同时并未像其他算法一样引入较多的噪声点,具有更好的视觉效果。

3.2 定量评价与统计分析对比

为了更好地说明本文算法对婴幼儿脑 MR 图像

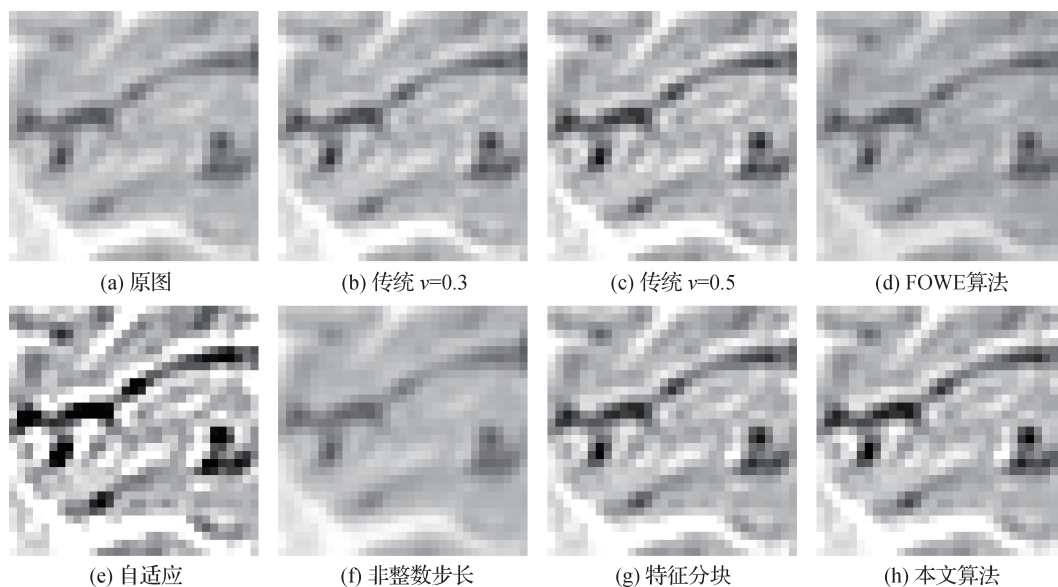


图9 本文算法与其他算法对婴幼儿脑 MR 图像增强的细节对比 1

Fig. 9 Compare with other algorithms for infant brain MR image enhancement of the details example one ((a) original brain image; (b) traditional algorithm $v=0.3$; (c) traditional algorithm $v=0.5$; (d) FOWE algorithm; (e) self-adaption algorithm; (f) non-integer step size; (g) feature block method; (h) algorithm in this paper)

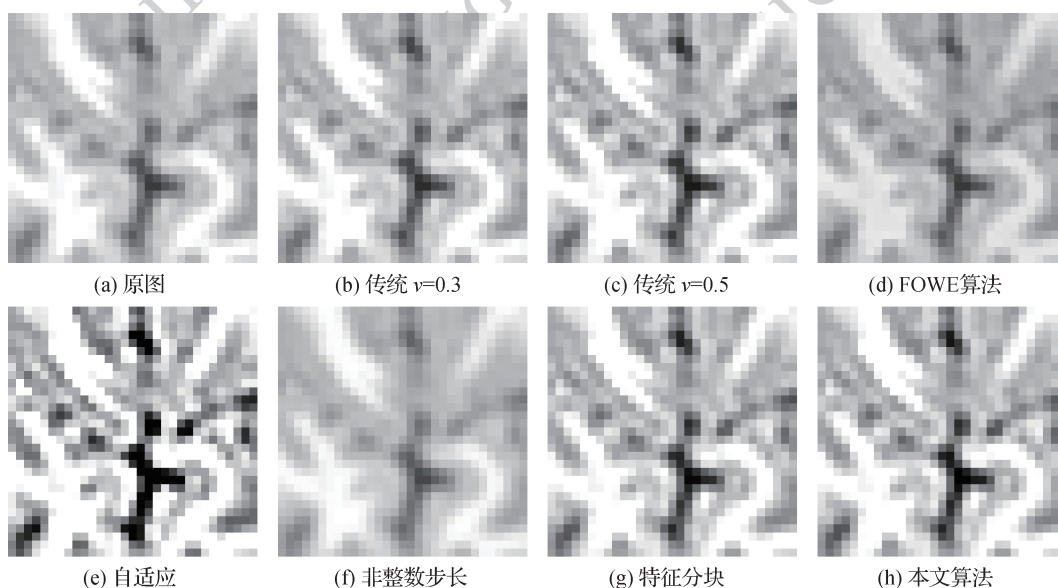


图10 本文算法与其他算法对婴幼儿脑 MR 图像增强的细节对比 2

Fig. 10 Compare with other algorithms for infant brain MR image enhancement of the details example two ((a) original brain image; (b) traditional algorithm $v=0.3$; (c) traditional algorithm $v=0.5$; (d) FOWE algorithm; (e) Self-adaption algorithm; (f) Non-integer step size; (g) feature block method; (h) algorithm in this paper)

的优势,本文采用平均梯度(AG)、信息熵(H)以及空间频率(SF)对 189 幅婴幼儿脑 MR 图像增强结果进行评价,定量评价结果分别如表 2 所示,189 幅婴幼儿脑 MR 图像增强后的平均指标如表 3 所示。

表 2 不同算法增强图像后的质量评价
Table 2 Quality evaluation value of original image and enhanced images by different algorithms

	信息熵	平均梯度	空间频率
原图	4.219 1	0.108 6	0.100 4
传统 0.3 阶	4.450 6	0.131 6	0.121 7
传统 0.5 阶	4.385 5	0.155 8	0.144 0
FOWE 算法	4.556 3	0.108 0	0.099 9
自适应算法	4.245 6	0.253 7	0.231 7
非整数步长	4.511 1	0.088 0	0.081 3
特征分块算法	4.506 5	0.163 3	0.151 0
本文算法	4.536 7	0.170 8	0.157 9

表 3 不同算法增强图像后的质量评价平均值
Table 3 Average quality evaluation value of original image and enhanced images by different algorithms

	平均信息熵	平均梯度	平均空间频率
原图	3.359 0	0.107 0	0.098 9
传统 0.3 阶	3.613 7	0.131 4	0.121 6
传统 0.5 阶	3.581 2	0.156 0	0.144 2
FOWE 算法	4.890 5	0.106 1	0.098 1
自适应算法	3.284 5	0.244 7	0.226 2
非整数步长	3.667 6	0.083 9	0.077 5
特征分块算法	3.680 9	0.162 6	0.150 3
本文算法	3.689 2	0.170 8	0.157 9

为了更直观反映算法的 3 个指标,根据表 2 可以得到图 11,189 幅图像统计数据折线图如图 12。从对比实验结果可以看出,本文算法在信息熵这一评价指标上结果较好,虽然本文算法的信息熵

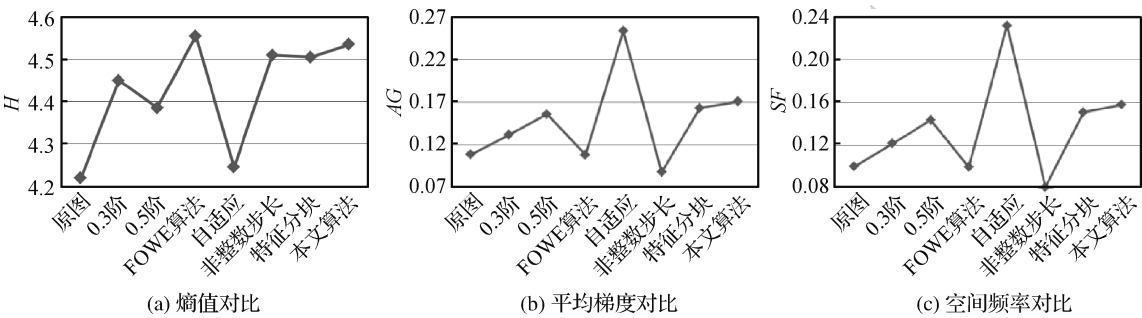


图 11 不同算法实验指标折线图

Fig. 11 Experimental index line charts of seven algorithms ((a) comparison in Entropy; (b) average gradient; (c) spatial frequency)

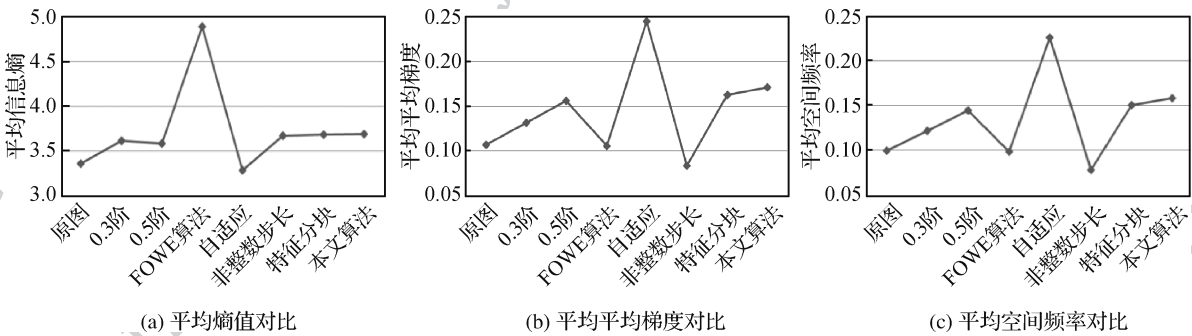


图 12 不同算法的实验统计指标折线图

Fig. 12 Experimental index line charts of seven algorithms ((a) average entropy comparison; (b) average gradient contrast; (c) average spatial frequency contrast)

小于 FOWE 算法,但是在平均梯度以及空间频率上均比 FOWE 算法高出很多。而自适应算法虽然在平均梯度以及空间频率上较高,但是从人眼的视觉效果来看,自适应算法存在过增强现象,即自适应算

法在突出了图像边缘信息的同时,又引入了较多的新噪声点,这不利于医生对患儿脑疾病的诊断。综合以上分析,本文提出的婴幼儿脑 MR 图像增强算法优于其他 5 种算法。

4 结 论

传统分数阶微分增强脑图像,会导致脑图像中存在过增强的情况,且引入较多的噪声,针对以上问题,对传统分数阶微分增强算法进行改进。首先以平均梯度和纹理粗糙度确定初始分数阶的大小,为避免由于噪声等造成的局部分数阶阶数突变,引入非局部均值思想,利用更大范围的非局部区域信息确定分数阶阶数。引入融合非局部均值信息的分数阶微分算法,不仅利用了图像间的灰度信息,而且提出利用非局部均值信息将图像片之间的关系作用于增强图像中。采用1~2岁婴幼儿脑MR图像进行增强实验验证本文算法,实验结果表明本文算法优于所对比的5种算法且增强图像的效果较好,并对实验图像进行了定量分析,结果表明本文算法优于所对比的算法。增强后的图像具有更好的纹理细节,较好地抑制了传统分数阶微分引入的噪声。但是本文算法存在时间复杂度较高的缺点,这也是以后要改进的重点之一。

参考文献 (References)

- [1] He N, Wang J B, Zhang L L, et al. An improved fractional-order differentiation model for image denoising[J]. Signal Processing, 2015, 112: 180-188. [DOI: 10.1016/j.sigpro.2014.08.025]
- [2] Garg V, Singh K. An improved Grunwald-Letnikov fractional differential mask for image texture enhancement[J]. International Journal of Advanced Computer Science & Application, 2012, 3(3): 130-135. [DOI: 10.14569/IJACSA.2012.030322]
- [3] Garrappa R. On some explicit Adams multistep methods for fractional differential equations[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2009, 229(2): 392-399. [DOI: 10.1016/j.cam.2008.04.004]
- [4] Chan R H, Lanza A, Morigi S, et al. An adaptive strategy for the restoration of textured images using fractional order regularization[J]. Numerical Mathematics: Theory, Methods and Applications, 2013, 6(1): 276-296. [DOI: 10.1017/S100489790001239]
- [5] Yu Q, Liu F W, Turner I, et al. The use of a Riesz fractional differential-based approach for texture enhancement in image processing[J]. ANZIAM Journal, 2013, 54: C590-C607. [DOI: 10.21914/anziamj.v54i0.6325]
- [6] Pu Y F. Research on application of fractional calculus to latest signal analysis and processing[D]. Chengdu: Sichuan University, 2006. [蒲亦非. 分数阶微积分在现代信号分析与处理中的应用的研究[D]. 成都: 四川大学, 2006. [DOI: 10.7666/d.y1002237]]
- [7] Pu Y F. Application of fractional differential approach to digital image processing[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 2007, 39(3): 124-132. [蒲亦非. 将分数阶微分演算引入数字图像处理[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2007, 39(3): 124-132. [DOI: 10.3969/j.issn.1009-3087.2007.03.023]]
- [8] Yang Z Z, Zhou J L, Yan X Y, et al. Image enhancement based on fractional differentials[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2008, 20(3): 343-348. [杨柱中, 周激流, 晏祥玉, 等. 基于分数阶微分的图像增强[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(3): 343-348.]
- [9] Zhang Y, Pu Y F, Zhou J L. Image enhancement masks based on fractional differential[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(8): 3195-3197. [张涌, 蒲亦非, 周激流. 基于分数阶微分的图像增强模板[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 3195-3197. [DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.106]]
- [10] Gou R. Construction of image enhancement mask based on fractional differential[J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(10): 3554-3557, 3644. [勾荣. 基于分数阶微分的图像增强模板构造[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(10): 3554-3557, 3644. [DOI: 10.3969/j.issn.1000-7024.2014.10.038]]
- [11] Chen Q L, Pu Y F, Huang G, et al. 0~1 order Riemann-Liouville fractional differential enhancing mask of digital image[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(9): 772-776. [陈庆利, 蒲亦非, 黄果, 等. 数字图像的0~1阶 Riemann-Liouville 分数阶微分增强模板[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(9): 772-776. [DOI: 10.3969/j.issn.1001-0548.2011.05.026.]]
- [12] Pu Y F, Zhou J L, Yuan X. Fractional differential mask: a fractional differential-based approach for multiscale texture enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(2): 491-511. [DOI: 10.1109/TIP.2009.2035980]
- [13] Wang C L, Lan L B, Zhou S B. Adaptive fractional differential and its application to image texture enhancement[J]. Journal of Chongqing University, 2011, 34(2): 32-37. [汪成亮, 兰利彬, 周尚波. 自适应分数阶微分在图像纹理增强中的应用[J]. 重庆大学学报, 2011, 34(2): 32-37. [DOI: 10.11835/j.issn.1000-582X.2011.02.006]]
- [14] Chen D L, Chen Y Q, Xue D Y, et al. Adaptive image enhancement based on fractional differential mask[C]//Proceedings of the 24th Chinese Control and Decision Conference. Taiyuan, China: IEEE, 2012: 1043-1047. [DOI: 10.1109/CCDC.2012.6244164]]
- [15] Huang G, Chen Q L, Xu L, et al. Realization of adaptive image enhancement with variable fractional order differential[J]. Jour-

- nal of Shenyang University of Technology, 2012, 34(4): 446-454. [黄果, 陈庆利, 许黎, 等. 可变阶次分数阶微分实现图像自适应增强[J]. 沈阳工业大学学报, 2012, 34(4): 446-454.]
- [16] Guo L. The research on method of combining fractional differential and wavelet decomposition used in image enhancement[D]. Chongqing: Chongqing University, 2012. [郭李. 分数阶微分和小波分解结合用于图像增强的方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2012.] [DOI: 10.7666/d.y2154249]
- [17] Chen Q L, Huang G, Qin H Y. Adaptive fractional differential algorithm for image enhancement[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(5): 1597-1600. [陈庆利, 黄果, 秦洪英. 数字图像的分数阶微分自适应增强[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(5): 1597-1600.] [DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2015.05.079]
- [18] Gao C B, Zhou J L. Image enhancement based on quaternion fractional directional differentiation[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(2): 150-159. [高朝邦, 周激流. 基于四元数分数阶方向微分的图像增强[J]. 自动化学报, 2011, 37(2): 150-159.]
- [19] Hu F Y, Si S H, Wong H S, et al. An adaptive approach for texture enhancement based on a fractional differential operator with non-integer step and order[J]. Neurocomputing, 2015, 158: 295-306. [DOI: 10.1016/j.neucom.2014.10.013]
- [20] Huang G, Pu Y F, Chen Q L, et al. Application of non-integer step and fractional order differential filter in the image enhancement[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 2011, 43(1): 129-136. [黄果, 蒲亦非, 陈庆利, 等. 非整数步长的分数阶微分滤波器在图像增强中的应用[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2011, 43(1): 129-136.]
- [21] Diethelm K, Ford N J. Analysis of fractional differential equations[J]. Journal of Mathematical Analysis and Applications, 2002, 265(2): 229-248. [DOI: 10.1006/jmaa.2000.7194]
- [22] Samko S G, Kilbas A A, Marichev O I. Fractional Integrals and Derivatives: Theory and Applications[M]. Philadelphia, PA: Gordon and Breach Science Publishers, 1993.
- [23] Huang G, Xu L, Pu Y F. Summary of research on image processing using fractional calculus[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(2): 414-420, 426. [黄果, 许黎, 蒲亦非. 分数阶微积分在图像处理中的研究综述[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(2): 414-420, 426.] [DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.02.003]
- [24] Li B, Xie W. Adaptive fractional differential approach and its application to medical image enhancement[J]. Computers and Electrical Engineering, 2015, 45: 324-335. [DOI: 10.1016/j.compeleceng.2015.02.013]
- [25] Biomedical Image Analysis Group. Information extraction from images: T1 images[EB/OL]. [2016-08-06]. <http://brain-development.org/ixi-dataset/>.