

引用格式:程乾坤,聂栋栋. 一种基于形态学的结构图提取方法[J]. 微电子学与计算机,2021,38(6):66-71. [CHENG Q K, NIE D D. Structure image extraction based on morphological method[J]. Microelectronics & Computer,2021,38(6):66-71.]

一种基于形态学的结构图提取方法

程乾坤,聂栋栋

(燕山大学 理学院,河北 秦皇岛 066000)

摘 要: 针对传统的结构图提取方法难以在纹理平滑的同时更好的保持结构这一问题,采用迭代重加权最小二乘优化框架构建优化模型. 针对图像中纹理与结构的梯度的不同,提出了相对极值变分. 首先通过形态学中的闭合运算提取梯度图的极值图,然后扩展了窗口内在变分的指数权重,进而构建了新的优化模型. 最后根据模型的非凸性,构建了 Toeplitz 矩阵进行数值求解. 实验结果表明所提算法可以有效的移除图像纹理,更好的保持边缘结构与对比度,在图像质量分析方面也展现了较好的优势.

关键词: 纹理平滑;迭代重加权最小二乘优化;相对极值变分;边缘结构

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2021)06-0066-06

Structure image extraction based on morphological method

CHENG Qian-kun, NIE Dong-dong

(College of Science, Yanshan University, Qinhuangdao 066000, Hebei China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional structure extraction method is difficult to maintain the structure while smoothing the texture, the iterative reweighted least squares optimization framework is used to construct an optimization model. In view of the difference in the gradient of texture and structure in the image, a relative extremum variation is proposed. Firstly, the extremum information of the gradient map is extracted through closed operation in morphology. And then, the index weight of windowed inherent variation is expanded, and then a new optimization model is constructed. Finally, according to the non-convexity of the model, a Toeplitz matrix is constructed for numerical solution. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively remove the image texture, better preserve the edge structure and contrast, and also shows better advantages in image quality analysis.

Key words: smoothing the texture; iterative reweighted least squares optimization; relative extremum variation; edge structure

1 引言

图像结构保持被广泛的应用于各种领域,例如图像细节增强^[1]、对象识别^[2-3]、图像分割^[4]和边缘检测^[5]等. 当前的结构保持方法大致可以分为两类,一类属于滤波方法,一类属于构建优化模型方法. 本文所提算法主要是与迭代重加权最小二乘(IRLS)优化框架相结合,构建了新的优化模型.

经典的结构保持方法主要有:Tomasi 提出了基于空间域和范围域的双边滤波^[6](BLF);Cho 提出了基于修正相对总变分的双边纹理滤波^[7](BTF);Zhao 提出了一种迭代的距离域加权滤波器^[8](IR-WF);Farbman 提出了一种基于加权最小二乘^[9](WLS)测度的稳定方法;Xu 等提出了基于 L_0 范数的最小化模型^[10],后来又提出了用于从纹理中提取结构的相对总变分^[11](RTV)优化模型. 但目前的方法

法仍存在以下问题:第一,平滑纹理容易引起边缘结构被过度平滑,导致结构保持效果较差,尤其是精细结构与对比度较小的结构;第二,部分方法对整体图像对比度的保持能力较弱。针对上述问题,本文引入了形态学^[12] 闭合运算算子,提出了相对极值变分(REV),进而构建了以 IRLS 框架为基础的新的优化模型。

2 相对极值变分优化模型

优化模型方法中比较经典有相对总变分优化模型、 L_0 最小化模型、WLS 优化模型等。其中相对总变分优化^[11] 模型的保边算子的表达式如下:

$$RTV_p = \frac{D_{x,p}}{L_{x,p} + \epsilon} + \frac{D_{y,p}}{L_{y,p} + \epsilon} \quad (1)$$

其中,

$$D_{d,p} = \sum_{q \in \Omega_p} g_{p,q} |(\partial_d G)_q| \quad (2)$$

$$L_{d,p} = \left| \sum_{q \in \Omega_p} g_{p,q} (\partial_d G)_q \right| \quad (3)$$

Ω_p 是一个以 p 为中心的局部窗口; $\partial_d G_q$ 是像素点 G_q 的两个方向的梯度; $d \in \{x, y\}$, ϵ 是一个很小的正数,其作用是为了防止迭代过程中数值的不稳定。公式(2)为窗口总变分(WTV),反映了图像的视觉显著度。公式(3)为窗口内在变分(WIV),反映了图像的整体空间变化。 $g_{p,q}$ 是一个权重函数,定义如下:

$$g_{p,q} \propto \exp\left(-\frac{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

式中, σ 用来控制窗口的空间尺度。RTV 优化模型对于对比度较小的结构的保持能力较弱,容易过度平滑。针对该不足,本文提出了新的保边算子:相对极值变分(REV),表达式如下:

$$REV_p = \frac{(E_{x,p})^m}{(H_{x,p})^{2-m} + \epsilon} + \frac{(E_{y,p})^m}{(H_{y,p})^{2-m} + \epsilon} \quad (5)$$

其中,

$$E_{d,p} = \min_{q \in \Omega_p} m_{d,q} \quad (6)$$

$$m_{d,q} = \max |(\partial_d G)_q| \quad (7)$$

$$H_{d,p} = \left| \sum_{q \in \Omega_p} \omega_{p,q} (\partial_d G)_q \right| \quad (8)$$

式中, ω 是高斯滤波核,其作用是抑制迭代过程中的噪声。指数权重 $m \in (0, 1)$, 具有促进结构梯度稀疏性的作用。当 $m \in (0, 1)$ 时,相较于 $m = 1$ 结构边缘锐化程度更高,纹理细节更少。当 $m > 1$ 时,结构梯度稀疏性较差,纹理平滑能力较弱。

公式(6)包含了两个过程,首先计算图像梯度的

局部极大值,再计算局部极小值。该过程属于形态学中的闭合运算,是形态学在灰度图像上的应用,可以在一定程度上去除纹理和抑制噪声,且由于其具有统计排序滤波^[13] 的特点,相较于 WTV,能够在保留高梯度信息的同时不造成边缘结构的模糊。



(a) 原图像 (b) WTV (c) 闭合运算

图1 不同算子的视觉显著度比较

公式(8)为窗口内在变分,它统计的是局部窗口中梯度的累加和,由于梯度既可以是正的也可以是负的,再结合纹理和结构的梯度一致性强弱的不同,我们不难得到以下的结论:在纹理区域中,由于梯度一致性较弱,在局部累加过程中正负抵消的情况较多,因此梯度值会变小。而在结构部分,梯度一致性较强,梯度值累加变大,从而达到区分结构与纹理的目的。以 REV 为平滑项建立新的优化模型,公式如下:

$$\arg \min_G \sum_p ((G_p - I_p)^2 + \lambda (REV_p)) \quad (9)$$

式中, I 和 G 分别为输入图像和输出图像; p 表示像素的位置; λ 为惩罚系数,其越大,对于输入图像纹理的惩罚强度越大,输出结果越平滑。

3 REV 模型的求解

从数值优化的角度,REV 优化模型属于迭代重加权最小二乘框架的范畴。优化模型公式(9)是在像素点的层面上定义的,我们知道数字图像在计算机中是以数组或者矩阵的形式存在的,因此为了对模型(9)进行求解需要将其转化为矩阵的形式。首先需要对数据项和平滑项进行转换。我们首先讨论 x 方向的平滑项,之后可以用同样的转换方法处理 y 方向的平滑项。通过对包含 $\partial_x G$ 的算子进行重新分配,我们得到新的 x 方向的平滑项表达式:

$$\begin{aligned} \sum_p REV_{x,p} &\approx \\ \sum_p \frac{(E_{x,p})^m}{(H_{x,p})^{2-m} + \epsilon} \cdot \frac{1}{(\partial_x G_p)^2 + \epsilon_s} \cdot (\partial_x G_p)^2 &= \\ \sum_p u_{x,p} \omega_{x,p} (\partial_x G_p)^2 &\end{aligned} \quad (10)$$

式中, ϵ_s 是一个为了防止迭代过程中数值不稳定的较小的正数。如公式(10)所示,经过转换以后原来的平滑项变为了一个二次项 $(\partial_x G_p)^2$ 和两个非线性

度量算子 $u_{x,p}$ 和 $w_{x,p}$, 它们的表达式如下:

$$u_{x,p} = \frac{(E_{x,p})^m}{(H_{x,p})^{2-m} + \epsilon} \quad (11)$$

$$w_{x,p} = \frac{1}{(\partial_x G_p)^2 + \epsilon_s} \quad (12)$$

式中, $u_{x,p}$ 所包含的度量算子均是对局部窗口的计算, 这使得它可以充分的利用窗口信息. $w_{x,p}$ 是一个梯度平方的倒数, 它的大小只与像素梯度值大小有关. 我们对于 y 方向的平滑项也做同样的处理, 其表达式如下:

$$\sum_p REV_{y,p} \approx \sum_p u_{y,p} w_{y,p} (\partial_y G_p)^2 \quad (13)$$

利用以上转换可以将公式(9) 写为如下矩阵形式:

$$(v_G - v_I)^T (v_G - v_I) + \lambda \cdot (v_G^T C_x^T U_x W_x C_x v_G + v_G^T C_y^T U_y W_y C_y v_G) \quad (14)$$

式中, v_G 和 v_I 分别是 G 和 I 的向量形式; C_x 和 C_y 分别是以梯度的两个方向的前向差分算子构造的 Toeplitz 矩阵. U_d 和 W_d 分别是以 $u_{d,p}$ 和 $w_{d,p}$ 构造的对角矩阵, 其中 $d \in \{x, y\}$. 将公式(14) 中的输入项 v_G 视为自变量, 则可最小化为如下形式:

$$(1 + \lambda(C_x^T U_x W_x C_x + C_y^T U_y W_y C_y)) v_G = v_I \quad (15)$$

令 $R = C_x^T U_x W_x C_x + C_y^T U_y W_y C_y$, 则公式(15) 写为:

$$(1 + \lambda R) v_G = v_I \quad (16)$$

式中, $1 + \lambda R$ 是一个对称正定的拉普拉斯矩阵.

如图 2 所示, 公式(16) 的求解过程是一个简单的迭代循环过程, 首先输入图像 I , 以其为初始化图像 G^0 进入迭代循环, 分别得到 $w_d^0, u_d^0, d \in \{x, y\}$, 然后分别生成对应的对角矩阵: W_d^0 和 U_d^0 , 再计算拉普拉斯矩阵 R^0 . 最后根据公式(16) 得到第一次迭代结果的向量形式 v_G^1 , 将之转化为矩阵形式就是第一次迭代的输出图像 G^1 .

以此类推, 第 k 次迭代的输入图像为上一次迭代的输出图像 G^{k-1} , 分别计算 w_d^{k-1}, u_d^{k-1} , 更新对角矩阵为: W_d^{k-1} 和 U_d^{k-1} , 得到拉普拉斯矩阵 R^{k-1} . 最后根据公式(15) 得到了第 k 次迭代结果的向量形式 v_G^k , 其矩阵形式 G^k , 就是经过 k 次迭代的输出图像. 当 k 等于最大迭代次数时, 得到最终的输出图像 G^S .

4 参数与结果分析

本文实验环境为 HP 笔记本电脑, 软件环境为 Matlab2016(a). 为保证实验结论的有效性, 本文对所涉及的算法的实验结果反复进行了参数调优, 得到最

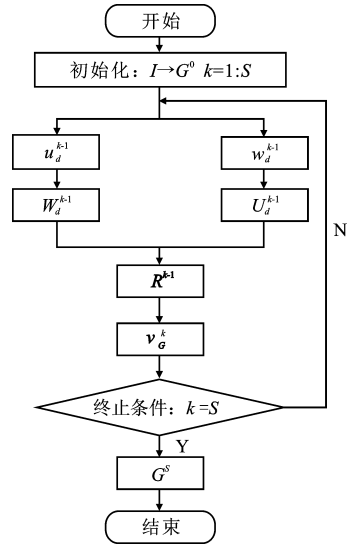


图 2 算法流程图

好的实验结果. 本文算法中需要输入的参数有两个, 分别为: 平滑参数 λ , 指数参数 m . λ 用来控制对纹理的惩罚权重, m 用来控制输出图像边缘结构的稀疏度. 所涉及实验的参数如下: 图 3, $RTV(\lambda = 0.008, \sigma = 3)$, $BTF(k = 5, m_r = 2)$, $REV(\lambda = 0.0005, m = 0.5)$; 图 4, $WLS(\lambda = 0.75, \partial = 1.5)$, $L_0(\lambda = 0.0001, \sigma = 1.2)$, $REV(\lambda = 0.0003, m = 0.6)$.

4.1 参数分析

本文算法中需要输入的参数有两个, 分别为: 平滑参数 λ , 指数参数 m .

λ 用来控制对纹理的惩罚权重. 如图 3 所示, 设定 $m = 0.6$, 随着 λ 的增加, 惩罚强度越来越大, 图像对比度与保真度均降低. 但 λ 也不宜过小, 过小容易造成纹理细节移除不干净, 一般将其值设定在 $(0.0001, 0.001)$ 范围内.



(a) 原图像 (b) $\lambda = 0.0001$ (c) $\lambda = 0.0005$ (d) $\lambda = 0.0009$

图 3 参数 λ 对输出图像的影响

m 用来控制输出图像边缘结构的稀疏度. 如图 4 所示, 设定 $\lambda = 0.0009$, m 过小会破坏边缘结构, 使得输出图像模糊, 而过大则会导致平滑效果较差, 当 $m > 1$ 时纹理几乎不能被移除, 一般将其值设定在 $(0.5, 0.95)$ 范围内.

4.2 实验结果分析

与当前先进的结构提取和纹理平滑算法进行比



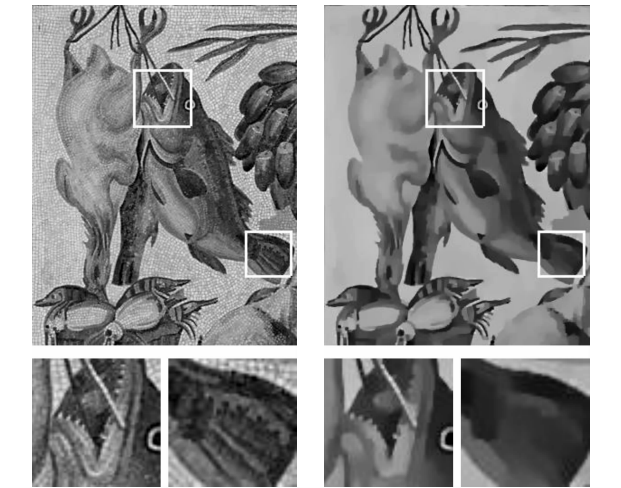
图 4 参数 m 对输出图像的影响

较,本文所提优化模型展现了更好的结构提取能力.如图 5 所示,(a)为输入图像,(b)~(c)分别给出了 RTV 优化模型和 BTF 算法的结果.在(b)中,RTV 优化模型对于精细结构的保留是具有一定优势的,但是对于底层纹理与结构边缘对比度较小的情况,结构保持效果较差,如(b)的放大图像所示,鱼的下颚牙齿保留还算完整,上颚牙齿形状稍微被模糊,而对于鱼的尾巴上的纹路这种对比度较小的结构则被平滑的较严重,不能较好的保留原来的形状.

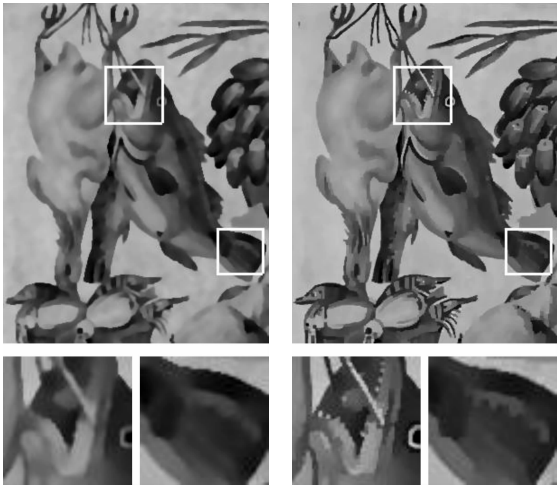
如(c)所示,BTF 算法较完整的保留了结构的形状以及对比度,但在纹理平滑同时不能做到清晰的保留精细结构,例如鱼的牙齿部分几乎全被平滑掉了,鱼的尾部上的纹路也变得模糊,看不出原来的形状了.

显然本文所提算法对于结构的保持更清晰,纹理平滑能力更强,如(d),对于鱼的牙齿这种精细结构几乎完整的保留了下来,例如上颚牙齿,且对于鱼的尾部上的这种对比度较小的结构纹路也较好的保留了下来.

图 6 中我们给出了图 5 中鱼的牙齿部分的一段灰度扫描线(灰色线为原始图像扫描线),显然本文算法对于尖峰信号保留的最完整,比如 A 区域,这也就说明了本文算法对于精细结构的保持能力要强于双边纹理滤波算法和 RTV 优化模型.



(a)原图像 (b) RTV



(c) BTF (d) REV

图 5 本文算法与 RTV 模型和 BTF 算法的比较

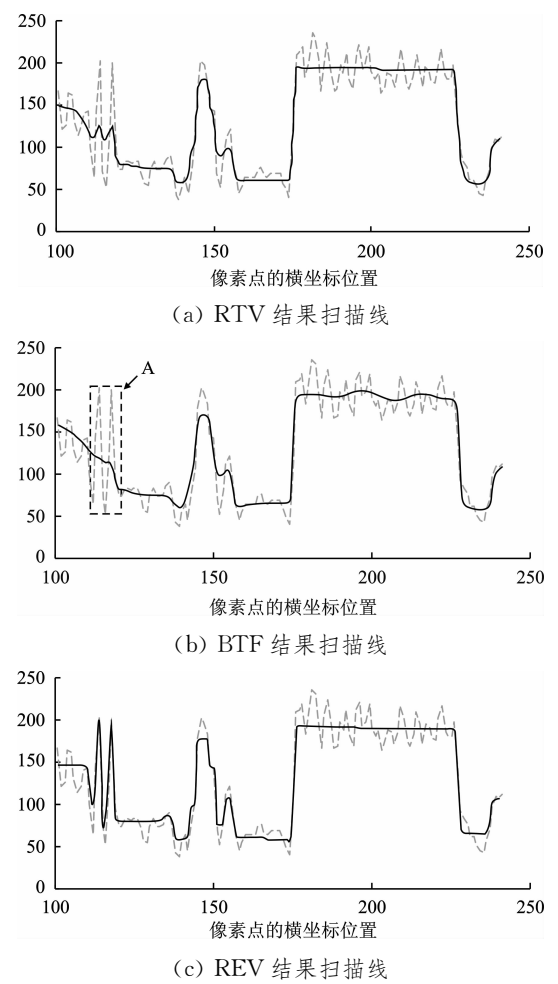


图 6 图 5 扫描线

为了更好的说明本文模型在结构提取方面的优势,与当前精细结构保持能力较强的 L_0 最小化模型和 WLS 优化模型进行了比较.如图 7 所示,(a)为输入图像,(b)~(c)分别给出了 L_0 最小化模型与 WLS 模型的结果,它们均展现了较强的结构保持能力,例如(b)和(c)的放大图像上的文字,其形状被保

留的较完整,但在个别字母上也出现了残缺或者模糊的情况.

(d)给出了本文算法的结果,显然在精细结构的清晰度与完整度的保持能力上均优于上述两种方法,无论是人面部的器官、发丝,还是精细的文字,均较完整的保留了下来.

此外,WLS模型的结果对比度明显下降, L_0 模型则在个别位置也出现了明显的色彩失真情况,例如窗帘.而本文所提算法则较好的保留了图像的原始色彩和对比度.为了更好的证明这一点,我们分别计算了图7中各图的灰度直方图(灰度分布范围在0到1之间),如图8所示,可以看出原图像中灰度值多集中于0.2附近.而WLS模型结果的灰度值则多集中在0.6附近,且灰度分布范围明显变窄,因此在视觉上偏白,整体对比度不高. L_0 模型则有几个灰度值的出现次数相较于原图像比较突兀,例如0.8附近,灰度分布范围也较窄,上述结果说明了 L_0 模型处理结果对比度降低,部分色彩失真加大.

本文所提算法显然灰度分布范围更广,如图8(d)所示,灰度值出现峰值的位置与原图像一样也在0.2与0.7附近,且并无特别突兀的峰,说明了本文算法结果的亮度、对比度等与原始图像更接近,在视觉上处理效果更好.

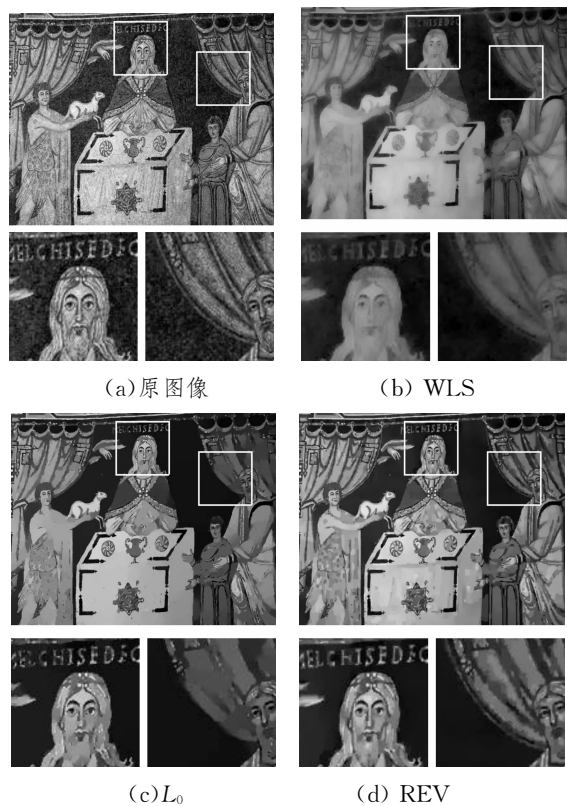


图7 不同算法的结构保持能力的比较

为更有效的证明本文算法的优势,我们采用了几种常用的图像质量定量分析方法,计算了不同算法输出图像的psnr^[14]、ssim^[15]与结构边缘清晰度函数^[16].三种定量分析方法的结果均是越大说明输出图像质量越好.从表1可以看出,本文所提REV优化模型的定量分析值具有最明显优势,这证明了本文所提算法输出结果的失真度较小,结构保持的更完整.

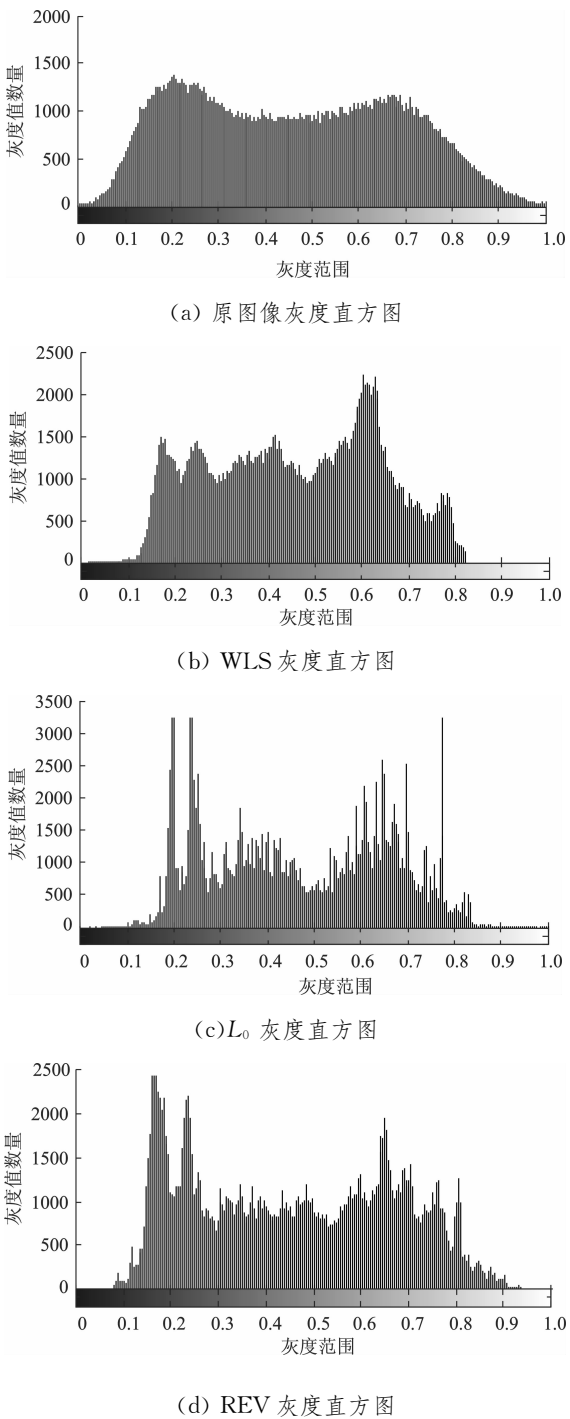


图8 图7中各图的灰度直方图

表 1 定量分析结果						
		BTF	RTV	WLS	L0	REV
psnr/dB	图 3	22.19	24.08	21.53	23.35	24.33
	图 5	20.97	22.75	20.22	22.12	24.08
ssim	图 3	0.65	0.71	0.63	0.71	0.72
	图 5	0.62	0.69	0.62	0.64	0.74
边缘清晰度	图 3	29.89	35.67	22.19	37.35	36.29
	图 5	27.49	33.20	19.05	33.37	35.85

5 结束语

本文针对当前纹理平滑算法的不足,提出了 REV 优化模型. 边算子 REV 在 WIV 的基础上引入了形态学闭合运算算子,提高了精细结构的保持能力. 将 WIV 在指数权重上进行了扩展,增强了纹理与结构的分离能力,促进了结构的稀疏性. 以 REV 作为平滑项构建了新的迭代重加权最小二乘优化模型,然后构建 Toeplitz 矩阵对模型进行数值求解,结果表明本文所提算法在结构保持、纹理平滑、对比度保持等方面的能力均取得了进一步的提升,对于后续的图像应用具有较强的实用价值.

参考文献:

[1] MANASSI M, WHITNEY D. Multi-level crowding and the paradox of object recognition in clutter[J]. Current Biology, 2018, 28(3): R127-R133. DOI: 10.1016/j.cub.2017.12.051.

[2] HANANE T, YAO H X. D-SS Frame: deep spectral-spatial feature extraction and fusion for classification of panchromatic and multispectral images[J]. High Technology Letters, 2018, 24(4): 378-386. DOI: 10.3772/j.issn.1006-6748.2018.04.006.

[3] REN H D, ZHAO S M, GRUSKA J. Edge detection based on single-pixel imaging[J]. Optics Express, 2018, 26(5): 5501-5511. DOI: 10.1364/OE.26.005501.

[4] FANG C W, LIAO Z C, YU Y Z. Piecewise flat embedding for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41(6): 1470-1485. DOI: 10.1109/TPAMI.2018.2839733.

[5] XU P P, WANG W C. Improved bilateral texture filtering with edge-aware measurement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(7): 3621-3630. DOI: 10.1109/TIP.2018.2820427.

[6] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for

gray and color images[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision. Bombay, India: IEEE, 1998: 839-846. DOI: 10.1109/ICCV.1998.710815.

[7] CHO H, LEE H, KANG H, et al. Bilateral texture filtering[J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(4): 128. DOI: 10.1145/2601097.2601188.

[8] ZHAO L J, BAI H H, WANG A H, et al. Iterative range-domain weighted filter for structural preserving image smoothing and de-noising[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(1): 47-74. DOI: 10.1007/s11042-017-5253-1.

[9] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 67. DOI: 10.1145/1360612.1360666.

[10] XU L, LU C W, XU Y, et al. Image smoothing via L0 gradient minimization[J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(6): 174. DOI: 10.1145/2070781.2024208.

[11] XU L, YAN Q, XIA Y, et al. Structure extraction from texture via relative total variation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6): 139. DOI: 10.1145/2366145.2366158.

[12] 尹星云, 王峻. 彩色图像形态学的研究及其应用[J]. 计算机工程, 2008, 34(017): 271-273. DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2008.17.097.

YIN X Y, WANG J. Research on Color Image Morphology and Its Application[J]. Computer Engineering, 2008, 34(017): 271-273. DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2008.17.097.

[13] 阮秋琦. 数字图像处理学[M]. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2007: 4-8.

RUAN Q Q. Digital image processing[M]. 3rd edtim. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007: 4-8.

[14] 佟雨兵, 张其善, 祁云平. 基于 PSNR 与 SSIM 联合的图像质量评价模型[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(12): 19-24. DOI: 10.3969/j.issn.1006-8961.2006.12.003.

TONG Y B, ZHANG Q S, Qi Y P. Image quality assessing by combining PSNR with SSIM[J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(12): 19-24. DOI: 10.3969/j.issn.1006-8961.2006.12.003.