

doi:10.3788/gzxb20164512.1210002

多算法融合的自适应图像增强方法

巨刚,袁亮,刘小月,何巍

(新疆大学 机械工程学院, 乌鲁木齐 830047)

摘 要:提出一种多算法融合的图像增强方法,用于工程应用中的复杂降质图像的细节特征恢复.该方法汲取了 Laplacian 变换法、Sobel 梯度法、盒状滤波法、非锐化掩蔽法及灰度幂律法等算法的优点,可对模糊图像进行自适应增强.通过拉普拉斯滤波器和梯度滤波器将原始图像分为基础层、细节层及边缘特征层;对微小细节信息及边缘特征信息进行增强,对基础信息进行压缩;然后采用盒装滤波器对图像的三个分层进行平滑过度及噪音过滤,最后使用非锐化掩蔽法和灰度变换来增加图像灰度的动态范围,从而得到增强后的图像.在相同的工况下,该方法分别与直方图均衡法、自适应伽马矫正法及小波变换的图像增强法实验结果进行对比,结果表明,该方法将图像的清晰度提高了 13.1%~126.1%,能有效地处理复杂型感染的图像,避免图像过度增强,可以获得适合人眼的最佳视觉细节内容的增强效果.

关键词:图像处理;图像增强;多方法融合;自适应;非锐化掩模

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2016)12-1210002-9

Adaptive Image Enhancement Based on Multiple Algorithm Fusion

JU Gang, YUAN Liang, LIU Xiao-yue, HE Wei

(School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: For the detail features of the complex degraded images being effectively restored in engineering application, an image enhancement method of the multiple algorithm-fusion was introduced. This fusion algorithm is based on the theory of digital image and integrates the advantages of the Laplace transform, Sobel gradient, box filtering, unsharp masking filter method and gray exponential law strength into the algorithm to enhance the fuzzy images adaptively. The original image, firstly, is decomposed into a base layer, a detail layer and a edge character layer by the Laplace filter and gradient filter. Secondly, the tiny details and edge characteristic information are enhanced and base information is compressed. Then the three layers of the image are processed smoothly and the noise is filtered by the box filtering. Finally, the dynamic range of gray level image is increased by the gray-scale transformation and the unsharp masking method, and the enhanced image is obtained. And under the same load conditons, the proposed method is compared respectively with the traditional algorithms of the HE, AGCWD and WT. The experiment results show that this method can effectively handle the complex images with infection, and the sharpness of the image is increased by 13.1% ~ 126.1%, and avoid the phenomenon of excessive image enhancement, and obtain a superior subjective visual detail effects.

Key words: Image processing; Image enhancement; Multiple methods-fusion; Self-adaption; Unsharp

OCIS Codes: 100.0100; 100.2000; 100.2960; 100.2980; 100.3008

0 引言

20 世纪 60 年代至今,图像处理领域快速发展^[13],

除了医学和空间项目应用外,数字图像处理技术现已更广泛地用于地理学领域(从航空和卫星成像中研究污染模式)、考古学领域(复原稀有物件的模糊图像)、

基金项目:国家自然科学基金(Nos. 31460248,61262059)、新疆优秀青年科技创新人才培养项目(No. 2013721016)、新疆大学博士启动基金、自治区科技支疆项目(No. 201591102)和新疆自治区研究生科研创新项目(No. XJGRI2015025)资助

第一作者:巨刚(1988—),男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理及跟踪. Email:jugedu@163.com

导师(通讯作者):袁亮(1972—),男,教授,博士,主要研究方向为机器人控制及图像跟踪. Email:ylhap@163.com

收稿日期:2016-04-03;**录用日期:**2016-07-08

<http://www.photon.ac.cn>

物理学领域(增强高能等离子和电子显微镜等的实验图像)等,类似地,图像技术成功地应用于天文学、生物学、核医学、法律实施、国防及工业领域中^[13]. 在所有的工程应用中,图像增强技术处于核心地位,也是图像研究者最关注的方向之一.

刘尚平等^[1]采用双尺度多方向 Gabor 滤波结合数学形态学 top-hat 变换的方法,大范围地弱化了背景和噪音,有效地凸显图像细节部分,但其主要针对生物系列图像进行增强,具有很大局限性. 常霞等^[2]通过小波域三态马尔科夫树(Hidden Markov Tree, HMT)模型对含噪音的图像进行处理,使细节信息突出,并有效抑制噪音,该方法主要用于噪音较大的图像. 吴一全等^[3]融合多尺度 Retinex(Multi-Scale Retinex, MSR)和粒子群优化方法,结合采样 Contourlet 变换域对降质图像进行对比度及信息熵的提升,使图像整体视觉效果增强,该方法主要适用增强整体对比度,而细节信息缺省. 储昭辉等^[4]采用 Retinex 理论对压缩图像进行分解,使分解量得到适当调整,从而提高图像对比度,实现降质图像的细节整体拉伸. 窦智等^[5]提出了亮暗通道局部处理图像的增强方法,主要通过双通道法对亮度进行分解处理,得出相应的增强函数,对降质图像进行增强. Karen Panetta^[6]等应用参量化的对数框架方法对图像进行处理,有效地融合了线性运算和对数图像处理(Logarithmic Image Processing, LIP)运算,并能与均值直方图法灵活地结合,对较复杂的图像进行增强处理. Shahan C^[7]等提出了非线性多尺度图像增强法,主要用于掩蔽图像的亮度和对比度的局部、整体

增强处理. Hasan Demirel^[8]等利用离散型和平稳性小波分解法对图像进行增强,其中采用离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)方法增强图像分辨率,平稳小波变换(Stationary Wavelet Transform, SWT)方法增强图像边缘特征. 文献[9]基于非线性转移函数法改善图像中的一些重要特征,使图像达到最佳视觉效果. 文献[10]融合直方图均衡法与离散的小波变换法优点对对比度过度拉伸及含有大量噪音的图像进行滤波处理,使图像得到理想的效果. Mila Nikolova^[11]等采用直方图规定化方法约束 R、G、B 通道中图像色相值范围,使其用一种最优的方式来增强图像对比度及细节内容. Beilei Xu^[12]等采用多层次的对比拉伸方法对图像的结构进行增强,使图像达到适合视觉的自然感.

本文提出了多算法融合的图像增强方法,是以数字图像处理技术为理论基础,结合离散型拉普拉斯变化法、离散型 Sobel 梯度法、盒装滤波器、非锐化掩蔽法及灰度拉伸法的优点,对降质图像进行增强处理,相较于直方图均衡法(Histogram Equalization, HE)、基于权重函数分布的自适应伽马矫正方法(Adaptive Gamma Correction with Weight Distribution, AGCWD)及小波变化的图像增强方法(Wavelet Transform, WT),该方法具有提高图像清晰度,避免图像过度增强,达到合适人眼的最佳效果.

1 多算法融合的图像增强方法

本文的方法流程图如图 1,该方法融合 Laplacian

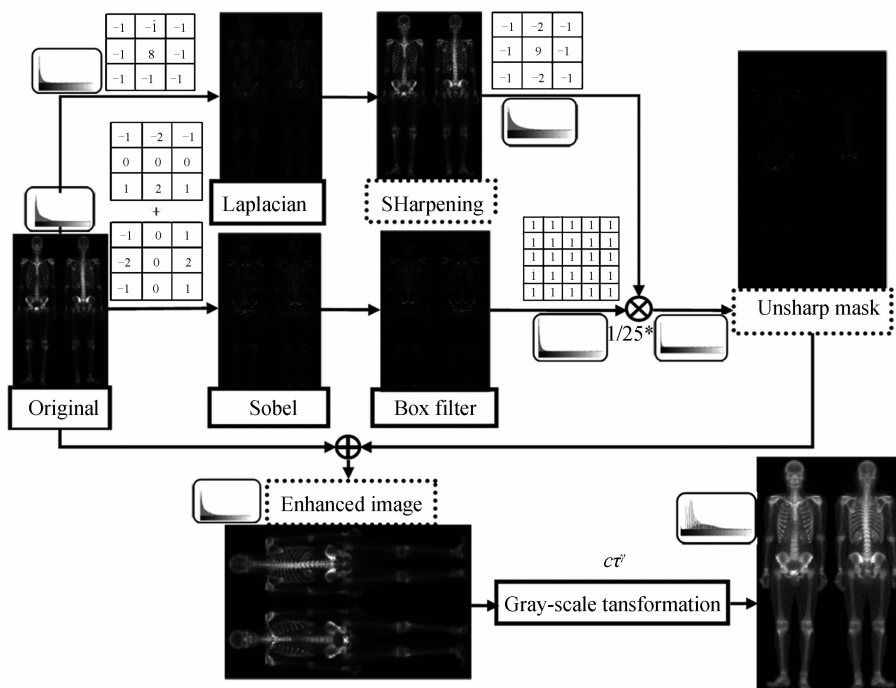


图 1 本文方法流程图

Fig. 1 The flow chart of the new method

变换算法、Sobel 梯度算法、盒装滤波器平滑法、非锐化掩蔽法及灰度变换法的优点对降质图像进行增强处理,使图像清晰度明显提升,避免图像过度增强。

1.1 空间滤波机理

多算法融合法是以空间滤波为基础,对图像进行增强处理。

设原图像大小为 $M \times N$,滤波器模板大小为 $m \times n$ (这里设定 $m=n=3$),在滤波器下方对应 $m \times n$ 的图像像素值.滤波器模板从图像源点开始,沿着数字图像行的方向,逐次进行滤波.定义滤波器的响应为滤波器系数与该滤波器包围图像像素值的乘积之和.滤波响应表示为

$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-1}^b \omega(s, t) f(x+s, y+t) \quad (1)$$

式中, $g(x, y)$ 为模板坐标对应的增强灰度值, $\omega(s, t)$ 为滤波器模板系数值, $f(x+s, y+t)$ 为源图像灰度值, $0 \leq x \leq M-1$ 及 $0 \leq y \leq N-1$, 定义 $a = \frac{(m-1)}{2}$,

$b = \frac{(n-1)}{2}$, $a, b \in N'(M, N, N'$ 均为正整数). 滤波器的中心系数 $\omega(0, 0)$ 配准源图像的 $f(x, y)$.

1.2 传统的增强算法

二阶微分能实现对图像的锐化处理,并提取图像细节信息.传统的 Laplacian 只考虑正交方向上的数值,其他方向的图像灰度值没有考虑,因此在图像增强过程中会忽略一些重要细节特征.为了弥补这一问题,对 x 和 y 方向取二阶微分外,增加 45° 和 135° 方向的二阶微分.扩展离散型 Laplacian 变化算子,其矩阵为

$$\Psi^k = \begin{bmatrix} \Psi_1^k & \Psi_4^k & \Psi_7^k \\ \Psi_2^k & \Psi_5^k & \Psi_8^k \\ \Psi_3^k & \Psi_6^k & \Psi_9^k \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, Ψ^k 为 Laplacian 滤波器扩展模板, $\Psi^k = \omega(x, y)$, $\Psi_1^k = \Psi_2^k = \Psi_3^k = \Psi_4^k = \Psi_5^k = \Psi_6^k = \Psi_7^k = \Psi_8^k = \Psi_9^k = -1$, $\Psi_8^k = 8$.

一阶微分能实现非线性的图像锐化,并捕获图像边缘特征信息,使图像灰度值达到增强的目的.离散型 Sobel 算子为

$$\begin{bmatrix} \Phi^x \\ \Phi^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_1^x & \Phi_4^x & \Phi_7^x \\ \Phi_2^x & \Phi_5^x & \Phi_8^x \\ \Phi_3^x & \Phi_6^x & \Phi_9^x \\ \Phi_1^y & \Phi_4^y & \Phi_7^y \\ \Phi_2^y & \Phi_5^y & \Phi_8^y \\ \Phi_3^y & \Phi_6^y & \Phi_9^y \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, Φ^x, Φ^y 为离散型 Sobel 算子, $\Phi_1^x = \Phi_7^x = \Phi_1^y = \Phi_3^y = -1$, $\Phi_3^x = \Phi_9^x = \Phi_7^y = \Phi_9^y = 1$, $\Phi_4^x = \Phi_2^y = -2$, $\Phi_6^x = \Phi_8^y = 2$, $\Phi_5^x = \Phi_6^x = \Phi_5^y = \Phi_4^y = \Phi_2^x = \Phi_6^y = 0$.

在图像处理过程中,盒状滤波器用于模糊和降噪处理过程中,对图像灰度的尖锐变化进行平滑处理以

及由灰度级急剧变化带来的噪声进行降噪处理.离散型盒状滤波算子为

$$\Gamma^k = \frac{1}{mn} \begin{bmatrix} \Gamma_1^k & \Gamma_6^k & \Gamma_{11}^k & \Gamma_{16}^k & \Gamma_{21}^k \\ \Gamma_2^k & \Gamma_7^k & \Gamma_{12}^k & \Gamma_{17}^k & \Gamma_{22}^k \\ \Gamma_3^k & \Gamma_8^k & \Gamma_{13}^k & \Gamma_{18}^k & \Gamma_{23}^k \\ \Gamma_4^k & \Gamma_9^k & \Gamma_{14}^k & \Gamma_{19}^k & \Gamma_{24}^k \\ \Gamma_5^k & \Gamma_{10}^k & \Gamma_{15}^k & \Gamma_{20}^k & \Gamma_{25}^k \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, m, n 为盒状滤波器模板的尺度 ($m=n=5$), $\Gamma_1^k = \Gamma_2^k = \dots = \Gamma_{25}^k = 1$.

灰度变换是图像增强处理中的一种重要手段,能灵活地增加图像灰度级的动态范围,使图像像素值增加,从而使图像增强.本文选用幂律伽马变换对图像进行变化,变换表达式为

$$\vartheta = c\tau^\gamma \quad (5)$$

式中, ϑ 为输出灰度级对应 $E(x, y)$, τ 为输入灰度级对应 $G'(x, y)$, c 为变换系数 ($c=1$), γ 为增强系数 ($\gamma=0.5$).

1.3 非锐化掩蔽增强算法

Laplacian 算法的核心是二阶微分算子,具有对图像细节内容增强的效果;Sobel 算法的核心是一阶微分算子,具有对图像边缘特征增强的效果以及对噪音有较强弱化作用.但如果仅采用单个方法,增强图像就会存在以下问题:1) Laplacian 增强算法对图像细节进行增强的同时,会带来严重的噪音干扰;2) Laplacian 增强算法注重细节,忽略边缘显著特征;3) Sobel 增强算法对图像边缘信息进行增强,但存在图像增强过度现象及图像的细节内容响应不明显问题。

为了显著增强降质图像质量,提出了对 Laplacian 增强方法与 Sobel 增强方法各自优点进行融合的算法.首先对 Sobel 变换灰度值进行平滑处理,主要是为了降低图像过度增强现象及弱化噪音.其次采用乘积方法,优点有两个方面:1) 根据乘积的特性(某个函数与某个激励函数的乘积,得到一个在激励处的这个函数的拷贝),将图像的细节内容及边缘特征信息放大累积到一像素点,使图像信息量增加,图像质量随之得到提升;2) Laplacian 算法增强图像过程中带入大量的白噪音(数值较大接近于 255),Sobel 算法增强图像的边缘特征,其他细节内容凸显较弱(数值较小接近于 0),两种算法增强图像乘积后,得到的图像噪音很大程度上减弱为非掩蔽(图像掩蔽是将一个图形埋藏于另一些图形中或用背景的噪音对图形加以掩蔽,从而增加了再认或辨认目标图形的困难的知觉现象).最后,再将乘

表 1 三种算法对比

Table 1 Comparison of the three kinds of algorithms			
Name	Laplacian	Sobel	Convolution
Detail information	Strong	Weak	Strong
Noise level	Strong	Weak	Weak
Edge feature	Weak	Strong	Strong

积值与原图像叠加,得到最终的增强图像(锐化图像).

通过多次实验,验证了表1结论的正确性,进而说明理论分析的正确性.

降质图像经过非锐化掩蔽方法处理后突出特征增强,细节信息增加,基础信息明显压缩.定义非锐化掩蔽增强值是 Laplacian 变换灰度值与 Sobel 变换平滑灰度值的乘积再加上源图像灰度值,即

$$\xi(x, y) \cdot \Omega(x, y) = \int_x \int_y \xi(x, y) \Omega(x, y) dx dy = \sum_{x=i}^n \sum_{y=j}^m \xi(x, y) \Omega(x, y) \quad (6)$$

式中, $\xi(x, y) \cdot \Omega(x, y)$ 为 Laplacian 增强图像与 Soble 增强图像的乘积. 为了图像计算的需要,对乘积公式进行数值化处理,其中 $0 \leq i \leq n, 0 \leq j \leq m, n, m \in \mathbf{N}$.

$$g_{\text{mask}}(x, y) = \xi(x, y) \cdot \Omega(x, y) \quad (7)$$

式中, $g_{\text{mask}}(x, y)$ 为掩蔽图像灰度值.

$$G(x, y) = f(x, y) + \beta g_{\text{mask}}(x, y) \quad (8)$$

式中, $G(x, y)$ 为最后增强的图像灰度值, β 为权重系数($\beta \geq 0$, 当 $\beta > 1$ 时,掩蔽滤波提升;当 $\beta < 1$ 时,掩蔽增强很微弱,本文采用 $\beta = 1$).

为了更加精确地得到图像的乘积值,使图像增强效果更明显.在此,对图像分割成块,再进行乘积运算.根据相关性原则,本文选取 5×5 的块进行计算,如图2.

$$g_{\text{mask}}(x^a, y^b) = \xi(x^a, y^b) \cdot \Omega(x^a, y^b) \quad (9)$$

式中, $g_{\text{mask}}(x^a, y^b)$ 为掩蔽图像块的灰度.

$$\xi(x^a, y^b) = \begin{bmatrix} \xi_{11} & \xi_{12} & \xi_{13} & \xi_{14} & \xi_{15} \\ \xi_{21} & \xi_{22} & \xi_{23} & \xi_{24} & \xi_{25} \\ \xi_{31} & \xi_{32} & \xi_{33} & \xi_{34} & \xi_{35} \\ \xi_{41} & \xi_{42} & \xi_{43} & \xi_{44} & \xi_{45} \\ \xi_{51} & \xi_{52} & \xi_{53} & \xi_{54} & \xi_{55} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, $\xi(x^a, y^b)$ 为 Laplacian 增强图像的 5×5 的像素

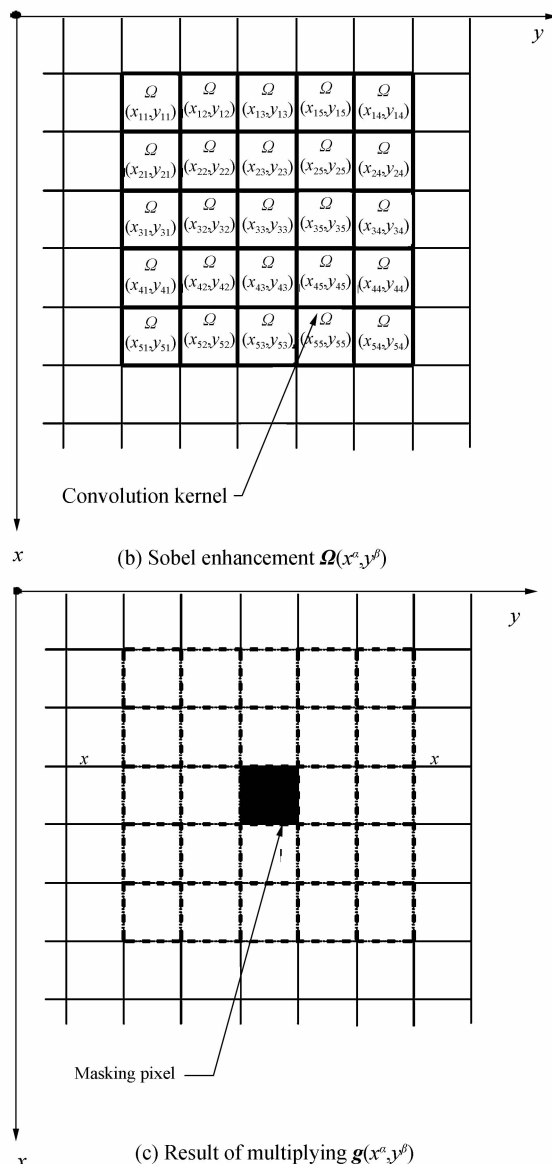
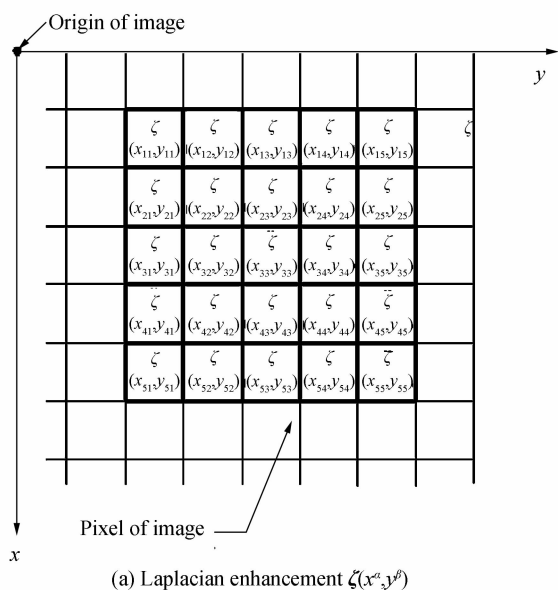


图2 图像乘积原理

Fig. 2 The principle of image multiplication value matrix.

$$\Omega(x^a, y^b) = \begin{bmatrix} \Omega_{11} & \Omega_{12} & \Omega_{13} & \Omega_{14} & \Omega_{15} \\ \Omega_{21} & \Omega_{22} & \Omega_{23} & \Omega_{24} & \Omega_{25} \\ \Omega_{31} & \Omega_{32} & \Omega_{33} & \Omega_{34} & \Omega_{35} \\ \Omega_{41} & \Omega_{42} & \Omega_{43} & \Omega_{44} & \Omega_{45} \\ \Omega_{51} & \Omega_{52} & \Omega_{53} & \Omega_{54} & \Omega_{55} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中, $\Omega(x^a, y^b)$ 为 Sobel 增强图像的 5×5 的像素值矩阵.

在实验中,算法的运算过程为:(Laplacian 增强的图像和 Sobel 增强的图像方法相同)首先,从图像的第一个像素点开始,以该像素为中心选取该像素的 5×5 的像素值矩阵(没有相邻的像素点周围矩阵值取 0,边缘像素点周围矩阵值部分取 0),再进行乘积运算得到该像素的综合信息值.按着行排列的顺序依次进行乘积,最终得到增强的图像.

$$g_{\text{mask}}(x, y) = \begin{bmatrix} g_m(x_a^{00}, y_\beta^{00}) & \cdots & g_m(x_a^{0N-1}, y_\beta^{0N-1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_m(x_a^{N-10}, y_\beta^{N-10}) & \cdots & g_m(x_a^{N-1N-1}, y_\beta^{N-1N-1}) \end{bmatrix} \quad (12)$$

式(12)中, $g_{\text{mask}}(x, y)$ 是通过式(9)反复计算得到的掩蔽矩阵. 再将式(12)带入到式(8), 最终得到增强的非锐化掩蔽图像.

2 实验结果及分析

采用直方图均衡法 (Figure image intensifier processing method based on Hitogram Equalization, HE)、自适应伽马矫正法 (Adptive Gamma Correction With Weight Distribution, AGCWD) 小波变换的图像增强方法 (Image enhancement processing method based on Wavelet Tranform, WT) 以及本文方法 (多算法融合的自适应图像增强算法) 分别对 8 幅不同特性的异常图像进行处理, 验证本文方法的优越性.

为了尽可能全方位的验证算法的性能, 从运行速度和局部熵值两个方面对以上几种算法进行评价 (实验用的 8 幅图像的分辨率均为 $M \times N = 800 \text{ pixel} \times 1280 \text{ pixel}$).

2.1 四种算法运行速度对比分析

所有图像增强算法都在 PC 机 (双核处理器、i5CPU、4G 内存) 上进行, 采用美国 MathWorks 公司出品的商业数学软件 Mtlab R2010a (具有强大的图像处理工具箱) 作为图像程序编程与处理平台.

表 2 四种算法的运行平均时间

Table 2 The running average time of the four kinds of algorithms

Image enhancement methods	Running time/s
HE	0.945026
AGCWD	1.527963
WT	2.145601
Our method	1.014246

表 2 为四种算法的运行平均时间. 可以看出本文的算法处理 8 幅图像的均时为 1.014 246 s 略大于直方

图均衡法处理图像的时间, 远小于 AGCWD 和 WT 算法运行时间.

2.2 四种算法局部熵值对比分析

局部熵值 (Measure of Enhancement by Entropy, EMEE) 是测试增强图像质量的有效评估手段^[6]. 首先将图像 $G(x, y)$ 划分为 $k_1 \times k_2$ 子块, 定义为

$$\text{EMEEO}_{\nu, k_1, k_2} = \frac{1}{k_1 k_2} \sum_{l=1}^{k_1} \sum_{l=1}^{k_2} \left[\nu \left(\frac{G_{\text{max}}^{k,l}}{G_{\text{min}}^{k,l}} \right)^\nu \ln \left(\frac{G_{\text{max}}^{k,l}}{G_{\text{min}}^{k,l}} \right) \right] \quad (13)$$

式中, ν 为变量参量 ($\nu = 1, 2$), $G_{\text{max}}^{k,l}$ 为子块对比亮度的最大值, $G_{\text{min}}^{k,l}$ 为子块对比亮度的最小值, $k_1 \times k_2 = 4 \times 4$. 测试数据见表 3.

表 3 测试图像增强结果的熵值

Table 3 The EMEE of those test images enhancement

Image	HE	AGCWD	WT	Our method
Skeleton	4.5	15.3	9.4	19.7
Pollen	20.1	5.1	4.8	24.4
Human body	3.2	2.8	4.0	4.3
Fourier spectrum	2.5	11.3	9.8	14.2
Fingerprint	1.4	7.3	0.9	6.9
Mars	6.3	17.3	9.3	21.9
Building	5.4	18.2	22.3	14.5
Hurricane	11.8	17.9	2.7	20.1
Average	6.9	13.8	7.9	15.6

表 3 中, HE、AGWD、WT、Our method 四种图像增强算法分别对骨骼、花粉、人体、傅里叶频谱、指纹、火星、建筑、飓风 8 幅图像进行处理并得到局部熵值, 其中 6 幅图处于最佳效果. 客观分析, 本文采用的方法虽不能达到完全优于其他算法的结果, 但均值高于其他算法均值, 充分说明该算法的稳定性, 自适应性明显优于其他算法.

2.3 增强图像结果分析

增强图像结果分析主要评估图像的视觉细节内容. 如图 3(a), “骨骼” 是一幅来自 CT 扫描的图像, 内

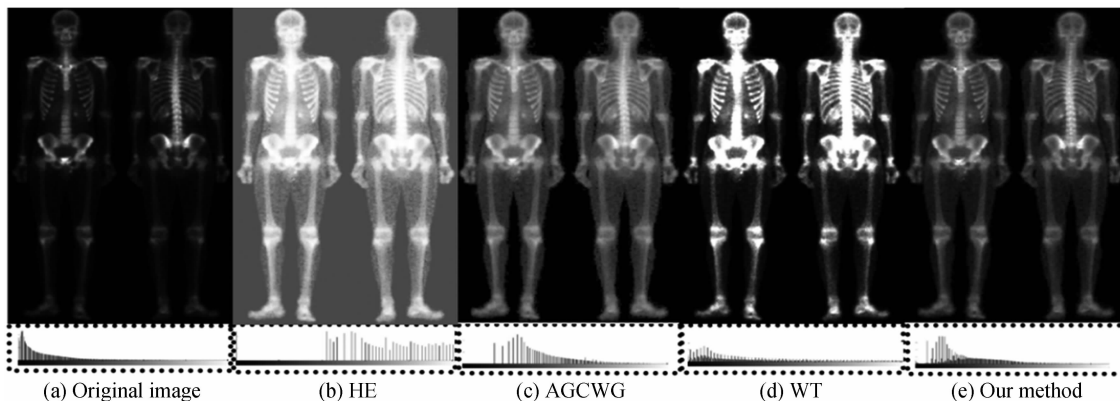


图 3 不同算法对“骨骼”图像的增强结果

Fig. 3 Enhancement results of the “skeleton” image based on different algorithms

容细节不完整,用四种方法分别对其进行处理.图3(b)中,HE使图像亮度整体上升,噪音增加,胸骨和腿骨处亮度增强过度致使骨骼纹理识别度明显下降.从图3(c)中看出,AGCWD对图像暗部有所增强,肋骨、脊椎骨、骨盆及颅骨等细节的清晰度明显增加.图3(d)为WT的增强效果,图像骨骼处偏亮,肩骨、胸骨及腿骨连接处等出现过度增强;图3(b)与(e)增强效果较理想,比较之下,图3(e)的直方图变动范围不大,保持原图信息结构较好,增强效果明显.

如图4(a),“花粉”来自电子显微镜扫描面放大700

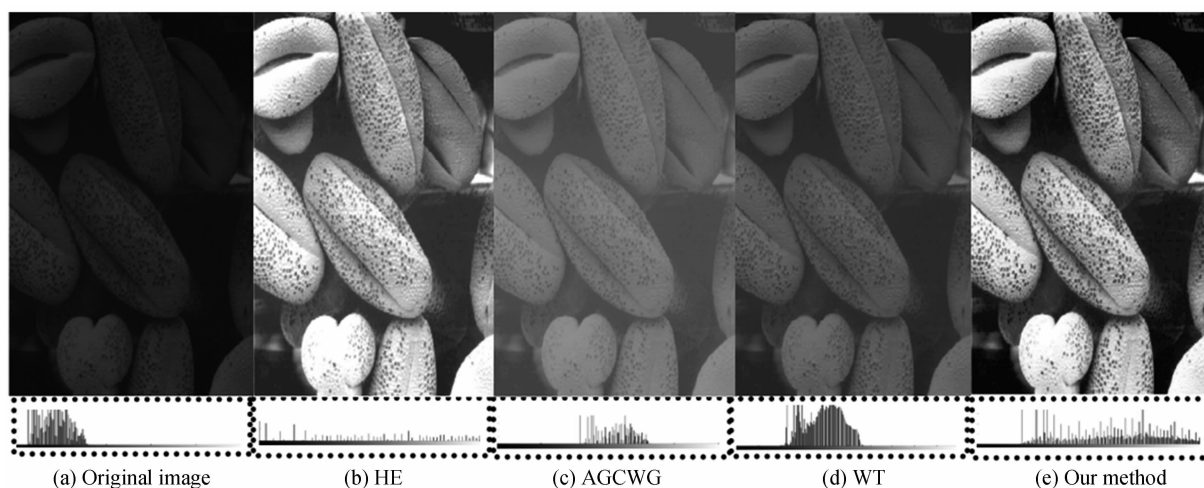


图4 不同算法对“花粉”图像的增强结果

Fig. 4 Enhancement results of the “Pollen” image based on different algorithms

图5(a)为一幅人为添加的低灰度等级的“人体”图像,人体信息几乎完全不能呈现.图5(b)是HE的处理结果,灰度等级明显拉伸,整体图像亮度偏高,但在图像高端和低端引入“过敏感光”的外观,如头发和前额的细节大部分缺失.图5(c)为AGCWD的增强效果,

倍后曝光不足的图像.图4(b)是HE算法的处理结果,整体亮度增强,花粉上细节黑点凸显,但左上方出现亮度偏强现象.从图4(c)增强结果可以看出,AGCWD对原图亮度有所提升,但细节信息凸显偏低.图4(d)为WT的处理结果,图像整体亮度有所增加,纹理清晰度略有提升,但整体细节信息不明显,相比图4(c)有改善.图4(e)是本文的方法,图像整体亮度增强,对比纹理度明显,细节信息内容清晰可见,但直方图变动范围较大,相比其他算法有一定的优势.

直方图变动范围较大,灰度等级整体提升,亮度增强,细节内容有所增加,但整体图像呈现朦胧状.从图5(d)、(e)增强结果可以看出,WT及本文方法使图像亮度有明显提升,纹理对比度增强,细节信息明显.

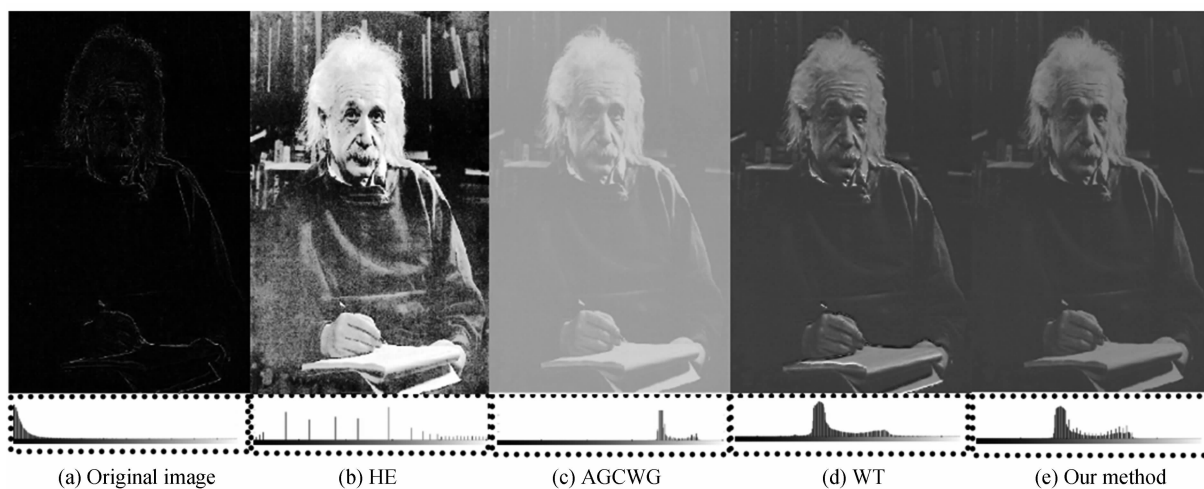


图5 不同算法对“人体”图像的增强结果

Fig. 5 Enhancement results of the “human body” image based on different algorithms

图6(a)是值域为 $0 \sim 1.5 \times 10^6$ 的傅里叶频谱,放在一个8bits系统中被缩放显示的图像,频谱中低频值

被损失掉.从图6(b)可以看出,HE使整体亮度明显增强,细节信息被充分体现,但纹理对比度明显降低,光

晕(幅值)扩散处光亮增强过度.图6(c)、(e)分别是AGCWD和本文方法的处理结果,低频幅值显示效果明显,光晕扩散控制良好,但6(c)中直方图灰度等级变化范围较大,离高频幅值较远位置出现病态增强,清晰

度下降现象.图6(d)为WT算法增强图像结果,高频值附近亮度增强效果明显,清晰对比度良好,但部分低频值仍未显示出来.

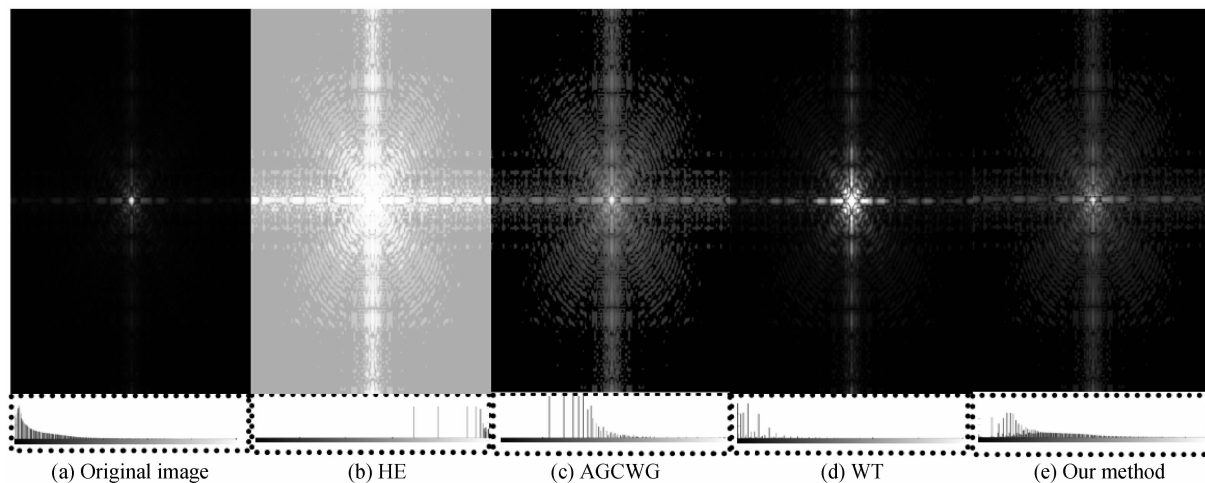


图6 不同算法对“傅里叶频谱”图像的增强结果

Fig. 6 Enhancement results of the “Fourier spectrum” image based on different algorithms

图7(a)为一幅曝光不足的“指纹”图像,采用测试算法对该图像进行处理.图7(b)所示HE算法使图像对比度增强,但边缘椒盐噪音值明显增加.图7(c)为AGCWD的处理结果,整体光亮强度增加,但纹理对比

度明显降低.图7(d)中整体亮度过度增强,清晰对比度大幅度降低,使图像处于朦胧病态.本文方法处理效果如图7(e),图像左上角出现少量噪音灰点值,但不影响图像清晰度,相比其他算法优越明显.

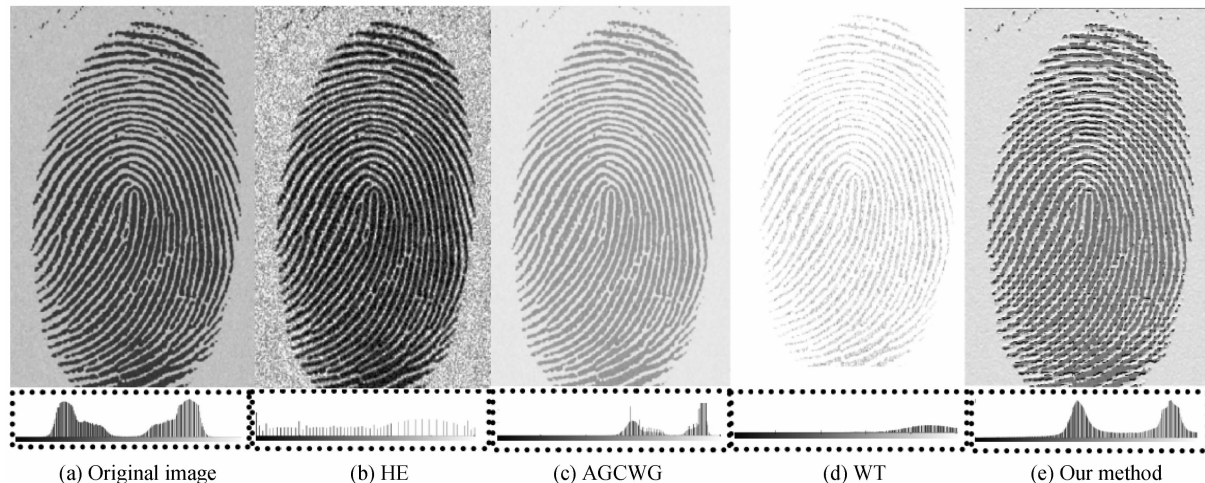


图7 不同算法对“指纹”图像的增强结果

Fig. 7 Enhancement results of the “Fingerprint” image based on different algorithms

图8(a)是来自探测器拍摄的火星图像,大部分区域呈现暗色,产生的像素集中于灰度级低端.从图8(b)中看出,HE使整体亮度拉高,对比度反而降低,使细节部分未清晰表现.图8(c)、(e)分别为AGCWD和本文方法处理的图像效果,亮度整体增强,对比度明显提升,细节特征纹理凸显清晰.图8(d)为WT的增强效果,整体对比度明显增加,细节内容清晰可见,但左上方处的亮度过度增强出现病态区域.

图9(a)为曝光充分不足情况下,拍摄的“建筑”图像.从图9(b)处理的结果可以看出,HE使整体光亮强度急剧增加,对比度增强,但部分建筑物出现过度增强现象,如房屋顶部及远处河流呈现过敏感光的外观.图9(c)为AGCWD处理结果,灰度级升高,光亮强度增加,但附带噪音放大使图像呈现模糊态.图9(d)、(e)分别为WT和本文方法处理的结果,对比度、清晰度均提升,但从直方图数据分析,图9(e)明显优于9(d).

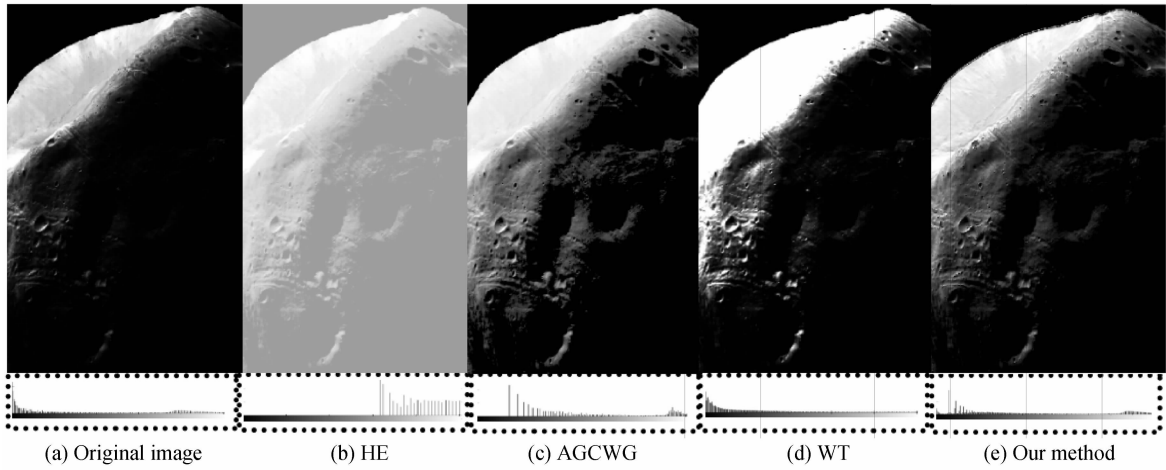


图 8 不同算法对“火星”图像的增强结果

Fig. 8 Enhancement results of the “Mars” image based on different algorithms

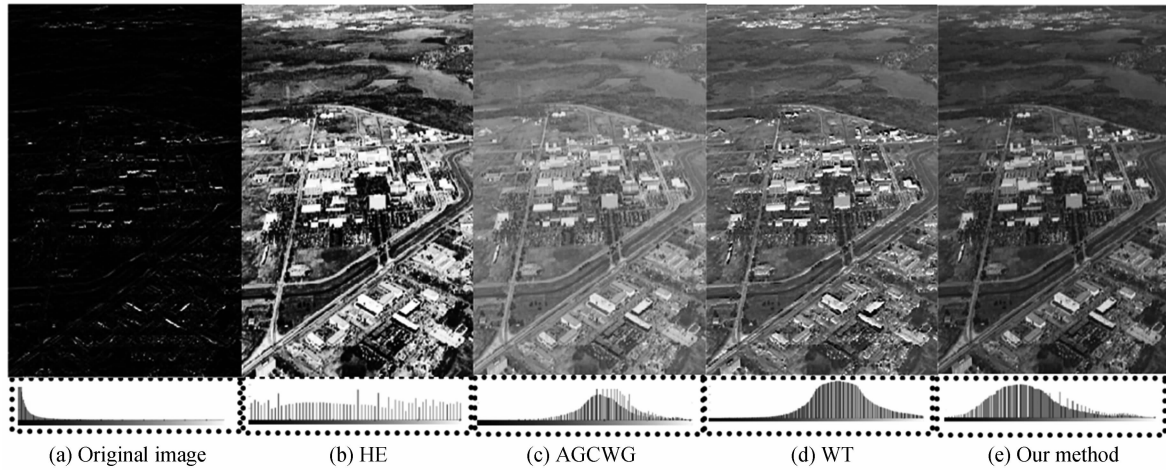


图 9 不同算法对“建筑”图像的增强结果

Fig. 9 Enhancement results of the “Building” image based on different algorithms

图 10(a)是卫星拍摄的“卡特里娜”飓风图像,预处理前在图上添加了白噪音(SNR=1.7).从图 10(b)可以看出,图像对比度有所增加,纹理清晰度也有所增强,但在飓风源头正上区域仍然有较大的噪音.图 10

(c)、(e)分别为 AGCWG 和本文方法处理的图像效果,整体亮度增强,纹理对比度增加,视觉效果良好.图 10(d)为 WT 处理结果,整体亮度提升,但对对比度明显下降,在左上部分出现病态区域.

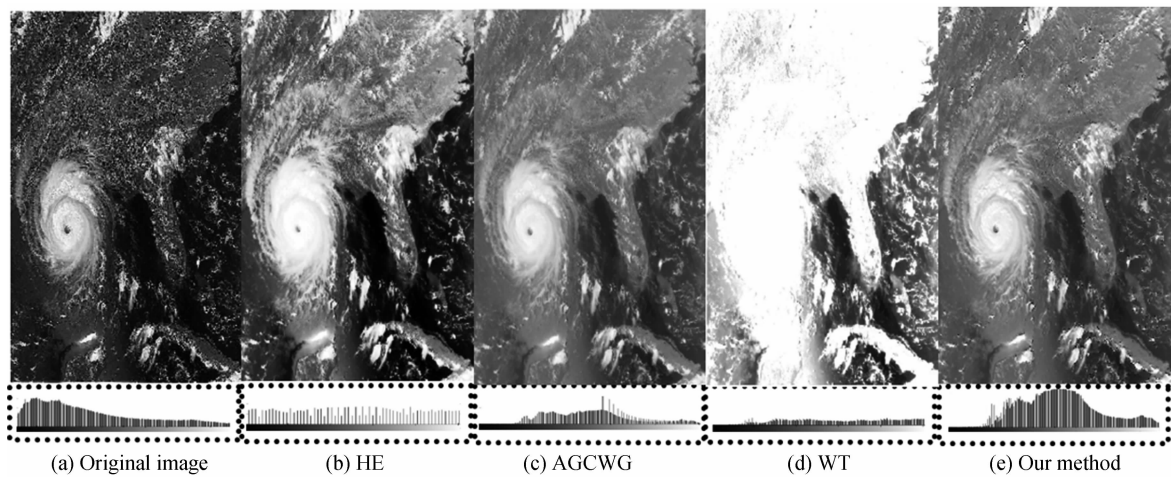


图 10 不同算法对“飓风”图像的增强结果

Fig. 10 Enhancement results of the “Hurricane” image based on different

3 结论

本文提出了一种基于多算法的自适应图像增强方法,较好地解决了几种增强算法适应局限性的问题.该方法首先采用拉普拉斯滤波器和梯度滤波器对原始图像进行分层处理;其次对各分层进行综合分析并对细节层及边缘特征层进行增强,对基础信息层进行压缩;然后采用盒装滤波器对图像的三个分层进行平滑过度及噪音过滤,最后使用非锐化掩蔽法和灰度变换来增加图像灰度的动态范围,从而得到增强后的图像.实验结果充分说明融合算法的优越性.

参考文献

- [1] LIU Shang-ping, CHEN Ji. Enhancement method for retinal images based on Gabor filter and morphology[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2010, **21**(2): 328-322.
刘尚平, 陈骥. 基于 Gabor 滤波与数学形态的视网膜图像增强方法[J]. *光电子·激光*, 2010, **21**(2): 328-322.
- [2] CHANG Xia, JIAO Li-cheng, JIA Jian-hua, *et al.* Noisy image enhancement based on three-state HMT model in wavelet domain[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(8): 1351-1358.
常霞, 焦李成, 贾建华, 等. 基于小波域三状态 HMT 模型的含噪图像增强[J]. *光子学报*, 2010, **39**(8): 1351-1358.
- [3] WU Yi-quan, SHI Jun-peng. Image enhancement in non-subsampled contourlet transform domain based on multi-scale retinex[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, **35**(3): 0310002.
吴一全, 史俊鹏. 基于多尺度 Retinex 的非下采样 Contourlet 域图像增强[J]. *光学学报*, 2015, **35**(3): 0310002
- [4] CHU Zhao-hui, WANG Rong-gui, ZHANG Xuan, *et al.* Enhancement method of GPEG2000 compression image based on retinex theory[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2012, **41**(2): 200-204.
储昭辉, 汪荣贵, 张璇, 等. 基于 Retinex 理论 JPEG2000 压缩图像增强方法[J]. *光子学报*, 2012, **41**(2): 200-204.
- [5] DOU Zhi, HAN Yu-bing, SHENG Wei-xing, *et al.* Adaptive image enhancement via local processing in double channel[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, **27**(10): 1823-1831.
窦智, 韩玉兵, 盛卫星, 等. 双通道局部处理的自适应图像增强方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, **27**(10): 1823-1831.
- [6] KAREN P, ZHOU Yi-cong. Parameterized logarithmic framework for image enhancement[J]. *IEEE Transactions on Systems*, 2011, **41**(2): 460-473.
- [7] SHAHAN C, KAREN A, SOS S. Non-linear direct multi-scale image enhancement based on the luminance and contrast masking characteristics of the human visual system[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(9): 3549-3561.
- [8] HASAN D, GHOLAMREZA A. Image resolution enhancement by using discrete and stationary wavelet decomposition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(5): 1458-1460.
- [9] GHIMIRE D, LEE J. Nonlinear transfer function-based local approach for color image enhancement[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronic*, 2011, **57**(2): 858-865.
- [10] HUANG Li-dong, ZHAO Wei, WANG Jun, *et al.* Combination of contrast limited adaptive histogram equalisation and discrete wavelet transform for image enhancement[J]. *IET Image Processing*, 2014, **9**(10): 908-915.
- [11] NIKOLOVA M, STEIDL G. Fast hue and range preserving histogram specification; theory and new algorithms for color image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(9): 4187-4100.
- [12] XU Bei-lei, ZHUANG Yi-qi, TANG Hua-lian, *et al.* Object-based multilevel contrast stretching method for image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronic*, 2010, **56**(3): 1746-1754.
- [13] 阮秋琦, 阮宇智. 数字图像处理(第三版)[M]. 电子工业出版社, 2011, 06.

Foundation item: The National Natural Science Foundation of China (Nos. 31460248, 61262059), the Outstanding Youth Science and Technology Innovation Talent Training Project of Xinjiang (No. 2013721016), Dr. Start-up fund, Autonomous Region, Xinjiang University Science and Technology Branch of Xinjiang Project (No. 201591102) and the Xinjiang Autonomous Region Graduate Student Research Innovation Project (No. XJGRI2015025)