

基于双域分解的图像增强算法

田子建¹, 王满利^{1,2}, 张元刚³

(1. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083; 2. 河南理工大学物理与电子信息学院, 河南焦作 454000; 3. 兖矿集团信息化管理中心, 山东邹城 273500)

摘要: 为解决图像增强中对比度提高与噪声抑制的矛盾, 本文提出了一种基于双域分解的图像增强算法, 同步实现图像对比度提高与噪声抑制. 文中详述了空域分解、分层图像空域增强与变换域降噪、分层图像合成三个主要环节的原理、方法. 首先, 高斯滤波器将图像分解为基础层和细节层, 实现对对比度提高与噪声抑制的解耦合; 其次, 带校正功能的单尺度 Retinex 和硬阈值收缩的非下采样剪切波降噪算法同步实现基础层的增强和细节层的降噪; 最后, 分层图像合成、灰度数值延展和微分算子强化, 实现合成图像的灰度延展与细节加强, 确保增强图像的颜色均匀、细节突出. 实验表明, 本文算法提高图像对比度和抑制噪声的性能优于其他九种算法.

关键词: 图像增强; 空域分解; 高斯滤波器; 单尺度 Retinex; 非下采样剪切波变换

中图分类号: TP391.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)07-1311-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.07.009

Image Enhancement Algorithm Based on Dual Domain Decomposition

TIAN Zi-jian¹, WANG Man-li^{1,2}, ZHANG Yuan-gang³

(1. School of Mechanical Electronic & Information Engineering, China University of Mining & Technology, Beijing 100083, China;
2. School of Physics & Electronic Information Engineering, HeNan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China;
3. Information Center of YanKuang Group, Zoucheng, Shandong 273500, China)

Abstract: To solve the contradiction between contrast enhancement and noise suppression in image enhancement, an image enhancement algorithm based on dual domain decomposition (IEDD) is proposed. The principles and methods including spatial domain decomposition, layered spatial images enhancement and transform domain noise reduction, and layered images synthesis are described in detail. Firstly, the image is decomposed into a base layer and a detail layer by a Gaussian filter, that decouples the contrast enhancement and noise reduction. Next, in order to realize the enhancement of base layer and noise reduction of detail layers synchronously, the single-scale Retinex with correction function and the nonsubsampling shearlet denoising algorithm with hard threshold shrinkage are implemented. Finally, to ensure the uniform color and the outstanding detail of the composite image, layered image fusion, gray value extension and differential operator detail enhancement are implemented, realizing the grayscale extension and detail enhancement of the composite image. Experiments show that the performance of the proposed algorithm is better than other nine algorithms in improving image contrast and suppressing noise.

Key words: image enhancement; spatial decomposition; Gaussian filter; single scale Retinex; non-subsampling shearlet transform

1 引言

图像增强目的是强化图像局部或整体的特性, 突显图像纹理细节特征, 抑制图像噪声信息, 使图像更符合观察者的视觉特性或更易于机器识别^[1].

图像增强难点在于提高图像对比度的同时抑制或去除图像中的噪声, 避免提高对比度、突显纹理过程中放大噪声信息.

常用图像增强算法有: 直方图均衡化^[2-5]、直方图规定化^[6]、基于物理模型(大气散射模型或 Retinex 模

型)的算法^[7-13]、基于偏微分方程和变分的算法^[14-17]、变化域图像增强算法^[18-20]等。

直方图均衡化使图像灰度值占据所有可能灰度级,并使均衡化的直方图分布均匀.直方图规定化则使图像直方图分布变换为特定目标分布.直方图变换时,会引起噪声放大,不能胜任噪声图像增强.

基于物理模型的增强算法依据图像模型,利用算法剔除模型中的扰动成分,实现图像的增强.基于 Retinex 理论的图像增强算法是从原始图像中剔除模型中的照度分量,实现图像增强,该类算法增强图像对比度与亮度的性能优异.但是,Retinex 增强算法因无法识别与反射分量同处于高频段的噪声,致使其也不能很好胜任噪声图像增强.

基于偏微分方程和变分的图像增强算法是根据某一图像模型,对模型优化求解,实现图像增强.该类算法需要迭代求解,算法复杂.

相比上述其他算法,变换域图像增强算法分离、抑制噪声有独特优势,但是,变换域图像增强算法在提升图像对比度与亮度方面性能较弱.

为综合利用 Retinex 增强算法与变换域图像增强各自优势,本文提出了基于双域分解的图像增强算法(Image Enhancement Algorithm based on Dual Domain Decomposition, IEDD).该算法综合了单尺度 Retinex (Single Scale Retinex, SSR) 提高图像对比度的优势和非下采样剪切波变换 (Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST) 近似最优稀疏表达高维函数分离噪声的特长,解耦实现图像对比提高与噪声抑制,达到同时提高对比度和抑制噪声的目的.

2 算法原理

IEDD 算法总框架如图 1 所示.

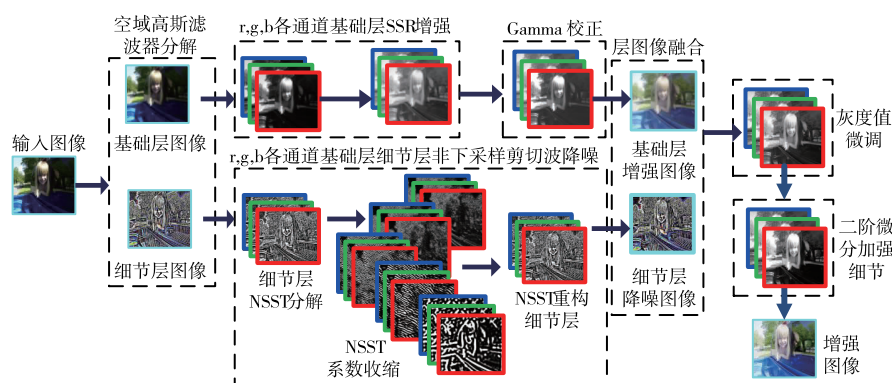


图1 基于双域分解的图像增强算法总框架

首先,高斯滤波器(GF)将图像分解为基础层和细节层.基础层由图像的基本轮廓信息构成,决定图像对比度;细节层由图像的细节信息与噪声构成,决定图像的边缘与纹理细节信息.

接着,利用 SSR 增强基础层图像提高其对比度;使用 NSST 分解细节层图像,实施阈值收缩降噪,实现细节信息提取和噪声抑制.

最后,将基础层的增强图像和细节层提取的细节图像融合为增强图像.

2.1 图像空域分解

输入图像经高斯滤波器平滑滤波得到基础层,输入图像与基础层差值运算获得细节层.

高斯滤波器层分解原理如式(1)~(3)所示,式(1)表示均值为0,方差为 σ 的二维高斯核函数,式(2)表示高斯滤波器,*表示卷积运算;式(3)表示细节层的计算式, f^c 、 f_{base}^c 、 f_{detail}^c 分别表示各通道对应的输入图像、基础层图像和细节层图像, $c \in \{r, g, b\}$ 代表彩色图像的三个颜色通道.

空域分解使全部的噪声被分解在细节层,避免提高基础层图像对比度时噪声放大,实现对比度提高与噪声抑制解耦.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

$$f_{base}^c(x, y) = f^c(x, y) * G(x, y), c \in \{r, g, b\} \quad (2)$$

$$f_{detail}^c(x, y) = f^c(x, y) - f_{base}^c(x, y), c \in \{r, g, b\} \quad (3)$$

高斯滤波器对 Flowerpot 分解的结果如图 2 所示.其中,高斯核函数的模板大小为 15×15 ,方差为 3,噪声图像所包含的高斯噪声方差为 10,均值为 0.

图 2(a)为无噪声原图,图 2(b)(c)为图 2(a)的基础层和细节层.图 2(d)为含高斯噪声原图,图 2(e)(f)为图 2(d)的基础层和细节层.图 2(b)和(d)对比知,原图像含噪声与否,空域分解的基础层几乎无变化,图 2(c)和(f)对比知,图 2(f)集中了原图几乎全部的噪声.使用噪声估计的小波经验公式得到图 2(d)的噪声方差为 5.169,图 2(f)的噪声方差为 5.167.

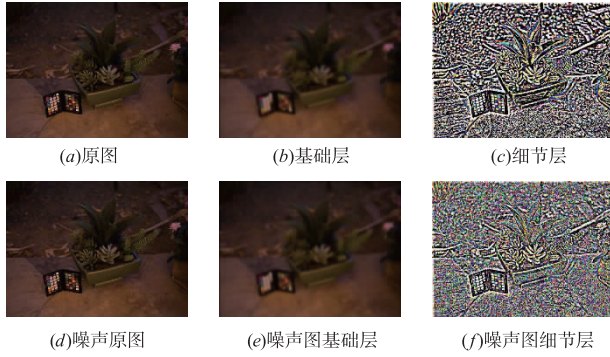


图2 空域图像分解效果

2.2 基础层 SSR 增强

基础层 SSR 增强,包含对比度提高和 Gamma 校正两个子环节. SSR 增强时,容易引起增强图像值域动态范围过大,导致对比度过高,为避免这一现象,采用 Gamma 变换校正 SSR 增强图像.

2.2.1 Retinex 理论

Retinex 理论的图像模型由光照分量和反射光分量两部分构成,即

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (4)$$

其中, $I(x, y)$ 为最终的成像,即原始图像, $L(x, y)$ 是光照分量, \cdot 表示乘操作, $R(x, y)$ 为反射光分量.

为 $R(x, y)$ 分离方便,式(4)两边取对数,将“乘”式转化为“和”式,即

$$\log(I(x, y)) = \log(L(x, y)) + \log(R(x, y)) \quad (5)$$

显然,由 $\log(I(x, y))$ 求解出对数域光照分量 $\log(L(x, y))$ 是一个数学上的欠定问题,只能估算其估计值.由 Retinex 理论知光照分量变换缓慢,处在频域低频段,属于原始图像的低频成分;反射分量表现为快变信号,属于原始图像的高频成分. SSR 使用高斯核函数,作为环绕函数实现光照分量估计.对数域光照分量 $\log(\hat{L}(x, y))$ 估计方法,如式(6)所示

$$\log(\hat{L}(x, y)) = \log(G(x, y) * I(x, y)) \quad (6)$$

其中,式(6)的符号含义同式(2).联合式(5)(6)可得反射分量计算表达式(7).

$$\log(\hat{R}(x, y)) = \log(I(x, y)) - \log(G(x, y) * I(x, y)) \quad (7)$$

IEDD 增强算法,使用 SSR 增强空域分解后的基础层 $f_{\text{base}}^c(x, y)$, $c \in \{r, g, b\}$, 将式(7)中的 $I(x, y)$ 替换为 $f_{\text{base}}^c(x, y)$, 即可得到基础层图像对数域的反射光图像 $\log(\hat{f}_{\text{base}}^c(x, y))$. $\log(\hat{f}_{\text{base}}^c(x, y))$ 执行指数运算,得到反射光分量 $\hat{f}_{\text{base}}^c(x, y)$. 指数运算得到的 $\hat{f}_{\text{base}}^c(x, y)$ 数值动态范围较大,为避免对比度过高影响后续的基础层与细节层的融合,利用 Gamma 变换非线性校正 $\hat{f}_{\text{base}}^c(x, y)$.

2.2.2 Gamma 校正

Gamma 校正的本质是补偿照相机与显示设备之间的非线性.不同的 γ 值 Gamma 变换对图像灰度区域有不同的拉伸与压缩作用, $\hat{f}_{\text{base}}^c(x, y)$ 的最大值为 $\hat{f}_{\text{base_max}}^c(x, y)$, 最小值为 $\hat{f}_{\text{base_min}}^c(x, y)$, 则 Gamma 变换的定义,如式(8)所示.其中, \hat{f}_{base}^c 为 SSR 增强基础层图像的 Gamma 校正图像, IEDD 算法中, γ 的取值为大于零小于 1 的实数.

$$\tilde{f}_{\text{base}}^c = \left(\frac{\hat{f}_{\text{base}}^c - \hat{f}_{\text{base_min}}^c}{\hat{f}_{\text{base_max}}^c - \hat{f}_{\text{base_min}}^c} \right)^\gamma, \quad c \in \{r, g, b\} \quad (8)$$

2.3 细节层变换域降噪

在细节层, IEDD 算法需完成的主要任务是分离、抑制噪声信息.假设图像噪声为加性噪声,且符合式(9)所示图像模型.

$$f_{\text{detail}}^c = \hat{f}_{\text{detail}}^c + n, \quad c \in \{r, g, b\} \quad (9)$$

其中, f_{detail}^c 表示含噪声的细节层, $\hat{f}_{\text{detail}}^c$ 表示无噪声细节层, n 表示服从均值为 0, 方差为 σ 的高斯噪声.

剪切波变换可以接近最优的稀疏表达多维函数, IEDD 算法选用 NSST 作为分离细节层图像细节信息和噪声的工具.

2.3.1 剪切波理论

剪切波变换是几何多分辨分析理论与仿射变换结合的产物,属于一种合成小波.剪切波变换不仅具有优异的局部时频特性,还具有敏感的方向性,可以近似最优稀疏表达多维函数^[21,22].连续剪切波变换如式(10)所示.

$$SH_{\psi} f(a, s, t) = \langle f, \psi_{a,s,t} \rangle \quad (10)$$

其中, $\psi_{a,s,t}$ 如式(11)所示

$$\psi_{a,s,t}(x) = |\det \mathbf{M}_{a,s}|^{-\frac{1}{2}} \psi(\mathbf{M}_{a,s}^{-1}x - t) \quad (11)$$

其中, $a > 0, s \in \mathbb{R}, t \in \mathbb{R}^2, \mathbf{M}_{a,s} = \begin{pmatrix} a & \sqrt{as} \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$, $\mathbf{M}_{a,s}$ 由剪切变换 \mathbf{B}_s 和各向异性的膨胀变换 \mathbf{A}_a 相乘得到, $\mathbf{M}_{a,s} = \mathbf{B}_s \mathbf{A}_a$, $\mathbf{M}_{a,s}$ 同时实施了两种仿射变换.其中,剪切矩阵 $\mathbf{B}_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, 膨胀矩阵 $\mathbf{A}_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$, a 剪切波尺度伸缩参数, s 是剪切方向参数, t 为剪切波平移参数.

$\psi_{a,s,t}$ 在频域的表达式如式(12)所示

$$\begin{aligned} \psi_{a,s,t}(\xi_1, \xi_2) &= a^{\frac{1}{2}} e^{-2\pi i \xi_1 t} \psi(a \xi_1, \sqrt{a}(\xi_2 - s \xi_1)) \\ &= a^{\frac{1}{2}} e^{-2\pi i \xi_1 t} \psi_1(a \xi_1) \psi_2\left(a^{-\frac{1}{2}}\left(\frac{\xi_2}{\xi_1} - s\right)\right) \end{aligned} \quad (12)$$

连续剪切波变换的逆变换,如式(13)所示

$$f(x) = \int_{\mathbb{R}^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_0^{\infty} \langle f, \psi_{a,s,t} \rangle \psi_{a,s,t} \frac{da}{a^3} ds dt \quad (13)$$

NSST 实现过程主要分为多尺度分解与方向局部化, NSST 采用非下采样金字塔 (Non-Subsampled

Pyramid, NSP) 实现多尺度分解; 方向局部化则由改进的剪切滤波器 (Shearlet Filter, SF) 实现, 改进的 SF 将标准的 SF 从伪极网格坐标系影射到笛卡尔坐标系, 且整个过程直接通过二维卷积实现, 避免了下采样操作。

2.3.2 剪切波降噪

利用 NSST 分解细节层 f_{detail}^c , 得到变换域分解系数 $C_{j,l}$, j 分解尺度, l 是对应尺度的方向滤波器数, $C_{j,l}$ 是与 f_{detail}^c 同维的系数矩阵, 选取恰当的阈值, 将 $C_{j,l}$ 中小于此阈值的系数收缩, 即实现了噪声抑制或去除。

硬阈值收缩实现原理, 如式 (14) 所示

$$\tilde{C}_{j,l}(x,y) = \begin{cases} C_{j,l}(x,y), & |C_{j,l}(x,y)| > k_j \sigma \hat{\sigma}_{j,l} \\ 0, & |C_{j,l}(x,y)| \leq k_j \sigma \hat{\sigma}_{j,l} \end{cases}, (x,y) \in \Omega \quad (14)$$

式 (14) 中, Ω 表示各分解系数矩阵作用域, $\tilde{C}_{j,l}(x,y)$ 表示收缩后系数矩阵中的元素, $C_{j,l}(x,y)$ 表示原分解系数矩阵元素, k_j 表示尺度 j 对应的阈值系数, σ 表示细节层噪声标准差, 由小波噪声经验估计式 (15) 估计, 本文使用 Symlets 小波系的 Sym4 小波对细节层图像进行一次分解, 使用对角细节小波系数 W_{dl} 的中位数对噪声标准差 σ 进行估计。

$$\sigma = \frac{\text{median}(|W_{dl}|)}{0.6745} \quad (15)$$

式 (15) 中, $|\cdot|$ 是取绝对值操作符, $\text{median}(\cdot)$ 表示取中位数操作。

$\hat{\sigma}_{j,l}$ 计算过程: 首先, 利用伪随机算法生成大小为 Ω 的单位标准方差噪声图像 Noise_1 ; 然后, 采用与 NSST 分解 f_{detail}^c 相同的尺度数与方向滤波器数, 利用 atrous 小波分解 Noise_1 ; 最后, 利用小波噪声经验公式估计 Noise_1 各分解系数的噪声方差 $\hat{\sigma}_{j,l}$ 。细节层分解系数硬阈值收缩后, NSST 逆变换, 得到降噪的 $\hat{f}_{\text{detail}}^c$ 。

2.4 层图像融合

基础层经过 SSR 增强和 Gamma 校正后, 图像的灰度值被转换到 $[0, 1]$, 将 $\hat{f}_{\text{detail}}^c$ 的灰度值按基础层增益转换, 得到降噪后细节层的标称图像 $\hat{f}_{\text{detail}}^c$ 。

为突出增强图像细节, 设计式 (16) 融合方案, 合成增强图像 \tilde{f} 。其中, λ 为细节增强系数, 满足 $\lambda \geq 1$ 。

$$\tilde{f}^c = \lambda \hat{f}_{\text{detail}}^c + \hat{f}_{\text{base}}^c, c \in \{r, g, b\} \quad (16)$$

合成增强图像 \tilde{f}^c 后, 对 \tilde{f}^c 实施最小值迁移, 并将其最小值迁移到零点, 得到 \tilde{f}_z^c 。为实现 \tilde{f}_z^c 低灰度值数据段的延展, 高灰度值数据段相对压缩, 设计式 (17) 所示的非线性变换函数, 实施数据延展得到 f_z^c 。式中, α_1, α 共同决定了数据延展的增益值。参数 α_1 选定时, 数据延展曲线由 α 决定, 当 $\alpha_1 = 1.5, \beta = 1$ 时, 式 (17) 的变换函数曲线与参数 α 的对应关系, 如图 3 所示。

$$\begin{cases} T(\tilde{f}_z^c) = \frac{2\alpha_1 - \alpha_1 \sin(t^2/\beta)}{\alpha + t^2} \times \tilde{f}_z^c, \\ \alpha_1 > \alpha/2, \alpha \geq 1, c \in \{r, g, b\}, \\ 1 \leq \beta \leq 8 \\ t = \frac{t' - \min(t')}{\max(t') - \min(t')}, \\ t' = \max(\tilde{f}_z^r, \tilde{f}_z^g, \tilde{f}_z^b) \end{cases} \quad (17)$$

其中, $\max(\cdot)$ 表示取最大值运算符, $\min(\cdot)$ 表示取最小值运算符。

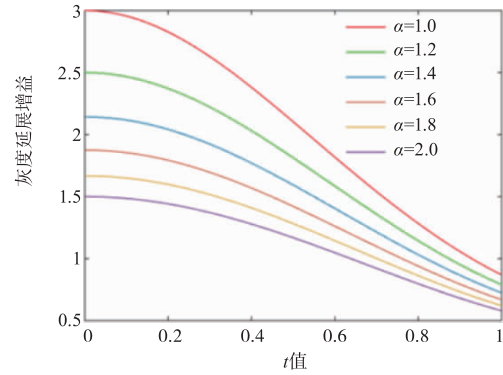


图3 灰度值延展函数曲线

为使图像细节更加突出, 使用式 (18) 的 Laplacian 二阶微分算子模板 H 与 f_z^c 卷积, 实现细节增强, 得到最终的增强图像 f_E^c , 式 (18) 中参数 $a \in (0, 1)$ 。

$$\begin{cases} f_E^c = f_z^c * H, \\ H = \begin{bmatrix} -a & a-1 & -a \\ a+1 & a+1 & a+1 \\ a-1 & 4 & a-1 \\ a+1 & a+1 & a+1 \\ -a & a-1 & -a \\ a+1 & a+1 & a+1 \end{bmatrix} + 1 \end{cases} \quad (18)$$

3 IEDD 算法实现

IEDD 算法流程 (空域分解 \rightarrow SSR 增强与 Gamma 校正 \rightarrow NSST 降噪 \rightarrow 层图像融合、灰度延展以及细节加强) 如算法 1 所示。

算法 1 IEDD 算法 Start

子算法 1 (空域分解)

for $c \in \{r, g, b\}$

依据式 (2) ~ (3) 计算输入图像 f^c 的基础层 f_{base}^c 和细节层 f_{detail}^c ;

End

子算法 2 (SSR 增强与 Gamma 校正)

for $c \in \{r, g, b\}$

1. 根据式 (4) ~ (7) 得到 f_{base}^c 的 SSR 增强图像 \hat{f}_{base}^c ;

2. 依据式 (8) Gamma 校正 \hat{f}_{base}^c 得到 $\tilde{f}_{\text{base}}^c$;

End

子算法 3 (NSST 降噪)

- for $c \in \{r, g, b\}$
1. 依据式 (10) 分解 f_{detail}^c 系数矩阵组 $C_{j,l}$;
 2. 依据式 (14) 收缩 $C_{j,l}$, 得到 $\tilde{C}_{j,l}$;
 3. 依据式 (13), 对 $\tilde{C}_{j,l}$ 实施 NSST 逆变换, 得到 $\tilde{f}_{\text{detail}}^c$;
 4. 标准化 $\tilde{f}_{\text{detail}}^c$, 得到 $\tilde{f}_{\text{detail}}^c$;
- End

子算法 4 (层图像融合、灰度延展及细节加强)

- for $c \in \{r, g, b\}$
1. 依据式 (16), 计算 $\tilde{f}_{\text{base}}^c$ 和 $\tilde{f}_{\text{detail}}^c$ 的融合图像 \tilde{f}^c ;
 2. \tilde{f}^c 零点迁移得到 \tilde{f}_z^c , \tilde{f}_z^c 按式 (17) 延展得到 f_e^c ;
 3. 依据式 (18), f_e^c 实施 Laplacian 二阶微分细节加强, 获取最终增强图像 f_E .
- End

End

4 数值实验与分析

为验证 IEDD 的性能, 开展如下三类实验:

第一类实验, 验证 IEDD 图像增强的性能, 并分析 IEDD 中间环节输出结果是否与 IEDD 的设计初衷相吻合;

第二类实验, 验证 IEDD 增强噪声图像的性能, 并分析其抑制噪声性能;

第三类实验, 比较 IEDD 与其他九种增强算法的增强性能, 九种算法包括: SSR、McCannRetinex (MCR), 文献 [23] 的基于变分模型的局部对比度增强算法 (本文简称为 VPLCE)、文献 [24] 中的带颜色恢复的多尺度 Retinex (MSRCP)、文献 [25] 的加权变分模型 Retinex 增强算法 (SRIE)、文献 [26] 的后噪声抑制低光照图像增强算法 (LIME)、文献 [27] 基于融合技术的单张图像快速增强算法 (MFIE) 和文献 [28] 的低光照图像的鲁棒 Retinex 增强算法 (SRLIE), 文献 [29] 的直方图规范化算法 (HS).

为客观评价增强图像, 使用亮度顺序误差 (Light-

ness Order Error, LOE), 衡量增强图像的亮度变化^[26,30]. 平均局部标准差评价图像对比度, 平均局部信息熵评价图像细节信息丰富程度, Brenner 梯度函数评价图像的清晰度^[31].

实验测试图像选自文献 [24]、文献 [26]、文献 [32] 公开的测试图像集以及自制测试图像, 共计 2562 幅, 平均大小约为 676×562 .

实验环境: 软件环境 Matlab R2014b, 硬件 Dell Inspiron 14-7460 配置处理器 i7-7500、RAM 8G, 操作系统 Windows10.

为方便叙述, 定义符号: O_N 、 O_Epy 、 O_Lstd 和 $Oclty$ 分别表示原始图像的噪声估计、平均局部信息熵、平均局部标准差和清晰度. L_N 、 L_Epy 、 $Lstd$ 和 $Lclty$ 表示增强图像对应的评价指标.

实验参数设置: 基础层的 Gamma 校正参数 $\gamma = 0.8$, NSST 采用 4 个尺度分解细节层, 相应的方向滤波器数为 8, 8, 16, 16, 细节层分解系数收缩, 式 (16) 对应的低通滤波器的阈值系数设置为 0, 高通滤波器的阈值系数设置为 4, 其他带通滤波器的阈值系数取值设置为 3.1. 分层图像融合中, 式 (18) 参数 $\lambda = 1.6$, 式 (19) 数据延展函数参数 $\alpha_1 = 1.5$ 、 $\alpha = 1.2$, 式 (20) 参数 $a = 0.01$.

实验 1 增强 512×512 Flores、Church-2、Droplight 和 Church-1 测试图像, 从主观与客观两方面验证其性能.

Flores 和 Droplight 各环节结果对比, 如图 4 所示. Church-1 层图像融合过程中, 数据延展、细节增强前后的图像与直方图对比, 如图 5 所示. 测试图像增强前后的指标数据统计, 如表 1 所示.

图 4 中, 从左到右依次对应原图像、基础层图像、基础层的 SSR 增强与 Gamma 校正图像、细节层图像、细节层降噪图像和最终的增强图像.

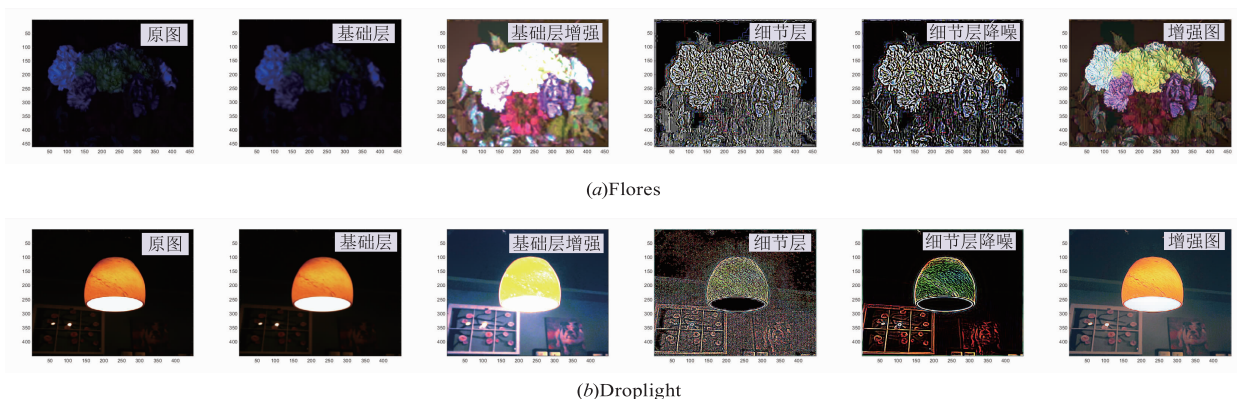


图4 IEDD图像增强效果对比

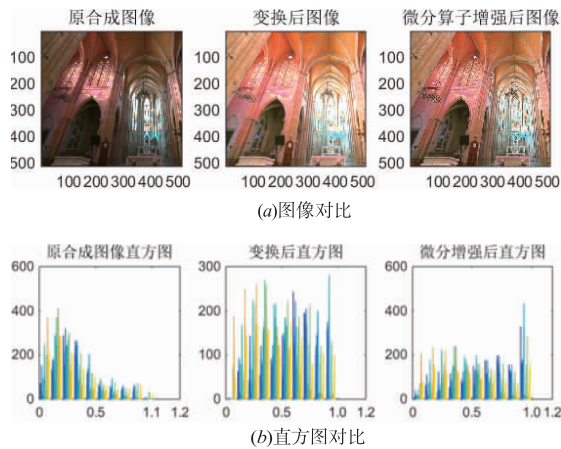


图5 转换前后图像与直方图对比

表 1 IEDD 图像增强性能数据

Image	O_Lstd	O_Epy	Lstd	L_Epy
Flores	1.878	2.399	12.275	4.122
Church-2	9.490	4.517	16.539	5.038
Droplight	1.785	1.840	6.915	3.877
Church-1	7.843	3.966	14.998	4.813

视觉角度分析,图 4(a)(b)中的基础层和基础层的增强图像比较知,基础层图像经 SSR 增强和 Gamma 校正后,基础层整体对比度明显提高;细节层降噪图像与细节层图像对比知,细节层图像经 NSST 阈值收缩降噪后保留了细节层的细节信息,去除了噪声信息;最终增强图像与原图对比可知,基础层的增强图像和细节层降噪图像融合所得增强图像,对比度明显提高,且很好的抑制了噪声的,原图中的“黑”区域增强后在增强图像中清晰的显示。

综上所述知,IEDD 空域分解能够实现对比度提高与噪声抑制的解耦合,仅提高基础层对比度,便能实现增强图像整体对比度的提高,仅在细节层抑制噪声也能实现增强图像的噪声抑制,与设计初衷相吻合。

图 5(a)左侧为延展前图像,中间为延展后图像,右侧为二阶微分算子增强图像。图 5(b)是图 5(a)的直方图。由图 5(a)知经式(17)延展直方图后,图像变得更加清晰,经式(18)微分算子增强后图像边缘更加突出。由图 5(b)知,灰度数据经式(17)延展,原直方图中集中在 0 值附近的数值明显变少,数据分布变得更加均匀,而经微分算子增强后数据分布变化不大,表明细节增强时未大幅度调整对比度。

由表 1 数据知,4 幅测试图像增强后,平均局部标准差大幅度提高,同时,平均局部信息熵也都得到了不同程度的提高,表明 IEDD 不仅提高了对比度,同时也丰富了图像的细节信息。

实验 2 IEDD 增强不同方差噪声的 Roof、Roof-1、

Roadway 测试图像,验证其增强含高斯噪声图像的增强与降噪性能。

测试图像增强前后的统计比较数据,如图 6 所示。图 6(a)是噪声方差对比柱图,每簇 3 个“柱”依次是方差为 5、10、15 的测试图,横轴图名的左侧为原图数据,右侧为增强图像数据。图 6(b)是平均局部信息熵对比柱图,位置排列与图 6(a)同。

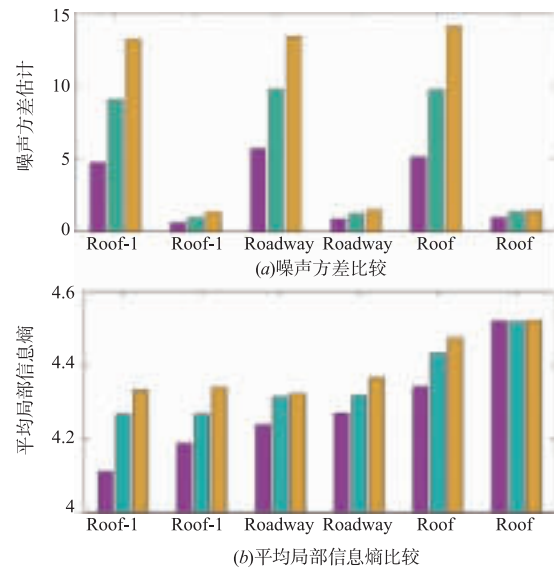


图6 增强噪声图像指标数据比较

由图 6(a)知,不同方差的噪声图像增强后,噪声被很好地抑制、去除,随着噪声的增加,增强图像的噪声残余略有增加,但是,噪声方差稳定在 1 左右。由图 6(b)知,测试图像增强后,平均局部信息熵都有所增加,但是,随着噪声增加平均局部信息熵增加量减小,究其原因,噪声密度增加是增强图像的噪声残余增加所致,但是,增强图像的平均局部信息熵值均大于 4.1,波动稳定在 10% 以内。综上所述知,IEDD 抑制噪声和增强性能稳定可靠。

IEDD 增强均值为 0,方差为 10 的高斯噪声的 Roof、Roadway 测试图像的增强效果,如图 7 所示。图 7(a)(b)中包含噪声测试图像、细节层、细节层降噪图像和最终增强图像。

图 7(a)(b)中,相比原分解细节层图像,NSST 降噪细节层图像中高斯噪声被有效抑制,原细节层中几乎被噪声掩盖的图像边缘细节信息,在降噪细节层中能够清晰显示;增强图像与原噪声图像相比,对比度、清晰度显著提高,噪声被有效抑制。实验表明 IEDD 仅在细节层降噪,就能够实现抑制整体增强图像噪声目的。

实验 3 使用 HS、SSR、MCR、VPLCE、MSRSP、SRIE、LIME、MFIE、SRLIE、IEDD 算法增强测试图像集,

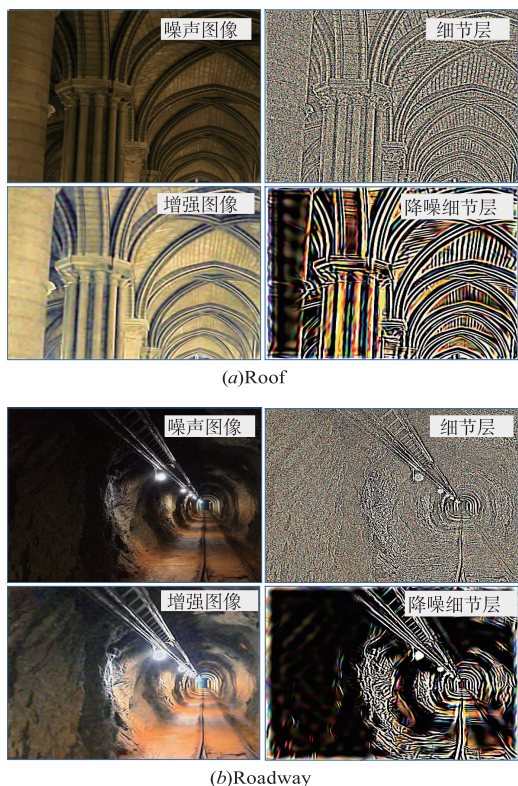


图7 IEDD增强含高斯噪声图像效果

从主观与客观分析本文算法的性能, Hilltop house 和 Church-2 的增强效果, 如图 8 所示。

Hilltop house 增强测试视觉分析, 图 8(a) 中 SSR、MSR 和 MFIE 增强图像的天空部分存在较大的色彩不均; 余下七种算法中, HS、VPLCE 和 SRIE 增强图像对比度低、图像整体较暗; MSRCP、LIME、SRLIE 和本文算法 IEDD 整体视觉效果接近, 但是, 由局部细节放大图可知, LIME 算法使用 BM3D 抑制噪声引起细节损失导致裂缝模糊, SRLIE 的局部细节较 MSRCP 和 IEDD 对比度较小, IEDD 增强图像较 MSRCP 更为清晰。Hilltop house 增强对比中, 视觉分析 IEDD 增强效果最好。

Church-2 增强测试视觉分析, 图 8(b) 中, SSR 和 MEIE 的增强图像整体较“黑”, 增强效果较差; 其他八种算法的局部放大图对比知, HS、VPLCE 和 MSRCP 对比度较低, 放大图较暗; SRLIE 局部图细节损失最严重的, 局部图中的弧形轮廓十分模糊; MCR 放大图弧形轮廓处噪声引起的斑点缺陷明显; SRIE、LIME 和 IEDD 三种算法的放大图中, IEDD 较 SRIE 更亮对比度更高, 较 LIME 更清晰, 三种算法整体比较, LIME 的亮度最大, IEDD 次之, SRIE 最暗。Church-2 增强对比中, 视觉分析 LIME 和 IEDD 增强效果最好。

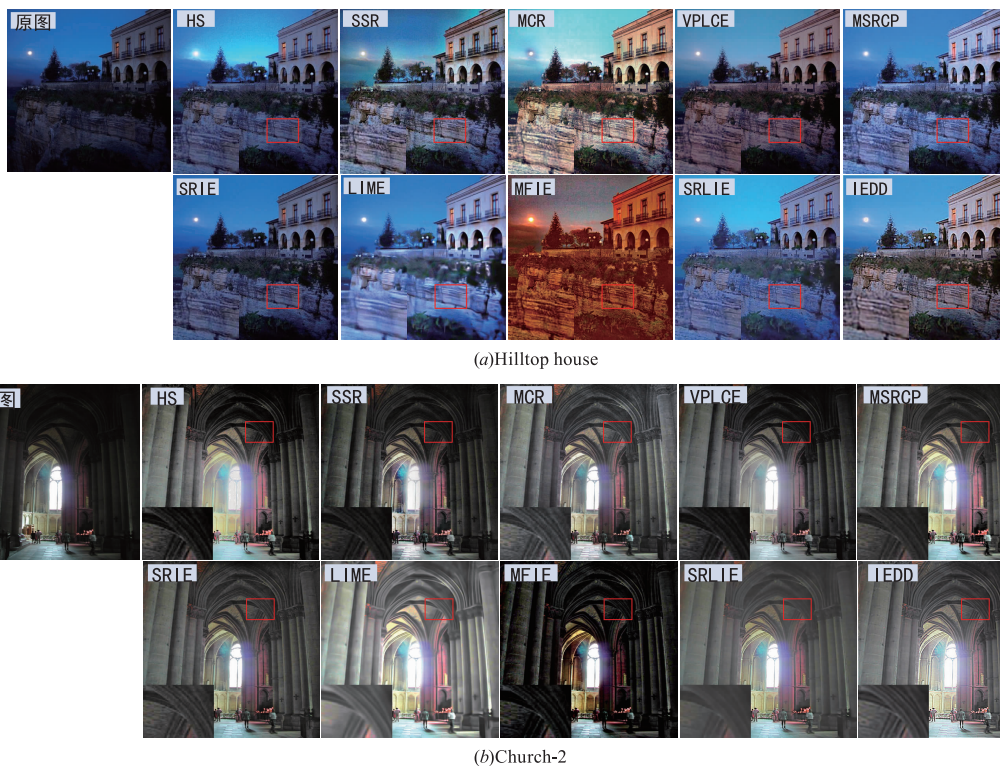


图8 十种增强法图像增强效果对比

由客观数据分析十种算法的增强效果, 图 8 中增强图像对应的质量指标数据, 如表 2 所示。

表 2 十种增强算法的数据对比

图像	算法	L_N	Lstd	L_Epy	Lclty	LOE
Hilltop house	HS	2.103	9.32	4.220	46.98	272
	SSR	3.224	14.94	4.670	65.61	1703
	MCR	3.725	17.96	4.641	70.32	882
	VPLCE	1.968	9.96	3.982	46.78	917
	MSRCP	2.655	14.01	3.712	56.73	1251
	SRIE	1.774	9.20	4.302	45.11	445
	LIME	1.487	9.58	4.508	40.49	1176
	MFIE	3.018	12.41	3.960	67.30	3042
	SRLIE	1.473	10.86	4.266	44.24	911
	IEDD	0.865	12.48	4.531	53.88	696
Church-2	HS	1.940	8.25	3.976	36.88	94
	SSR	1.821	8.32	4.076	34.99	4045
	MCR	1.989	9.28	4.268	40.28	1721
	VPLCE	1.395	6.77	3.536	29.68	47
	MSRCP	1.716	8.36	3.694	35.08	249
	SRIE	1.3659	7.29	4.397	31.77	869
	LIME	0.924	8.39	4.591	27.21	1156
	MFIE	2.172	10.24	3.871	42.56	1951
	SRLIE	0.545	5.87	3.960	19.87	378
	IEDD	0.518	8.90	4.581	33.53	580

Hilltop house 和 Church-2 原图对应的质量指标如下所示。

Hilltop house 的指标数据: $O_N = 1.021$, $O_{Lstd} = 5.502$, $O_{Epy} = 4.025$, $O_{clty} = 27.51$;

Church-2 指标数据: $O_N = 0.611$, $O_{Lstd} = 4.067$, $O_{Epy} = 3.594$, $O_{clty} = 14.290$ 。

表 2 中,下划线数字对应一组指标数据中的最优值,L_N 栏的斜黑体数字对应放大噪声估计值 2 倍及以上的数值。

由表 2 噪声估计值 L_N 对比可知,全部测试图像 HS、SSR、MCR 和 MFIE 增强图像放大噪声 2 倍以上,因此,这四个算法不适合增强噪声图像。其他六种算法, VPLCE 和 MSRCP 随测试图的不同,噪声抑制性能不同,SRIE 也存在抑制噪声不力,LIME、SRLIE 和 IEDD 抑制噪声性能优良,全部测试中,IEDD 的噪声估计值 L_N 最优,抑制噪声的性能最好。

下面由不同测试图像分析 VPLCE、MSRCP、SRIE、LIME、SRLIE 和 IEDD 增强性能。

Hilltop house 增强指标数据分析:MSRCP 放大噪声 2.5 以上,不参与增强效果对比;其他 5 种算法中,平均局部标准差 Lstd、平均局部信息熵 L_Epy,清晰度 Lclty 指标对比中,IEDD 对应指标最优,LOE 指标对比,SRIE 的 445 最优,次优值为 IEDD 的 696,IEDD 的指标数据综合最优。

Church-2 增强指标数据对比:六种算法中,MSRCP 增强图像放大噪声 3 倍以上,不参与指标数据对比;其余 5 种算法对比,Lstd 指标数据对比,IEDD 最优为

8.89,LIME 次优 8.39;L_Epy 对比,LIME 最优 4.59,IEDD 次优 4.58;Lclty 对比,IEDD 最优 33.5,SRIE 次优 31.7;LOE 比较,VPLCE 最优 47,SRLIE 次优 378,IEDD 排第三,综合 L_N 指标数据以及视觉对比知,IEDD 增强数据较优。

十种算法增强 100 幅平均大小为 450×450 图像的运行时间均值排序统计,如图 9 所示。由图 9 对比知: $SSR < MFIE < HS < MSRCP < LIME < VPLCE < SRIE < SRLIE < IEDD < MCR$ 。

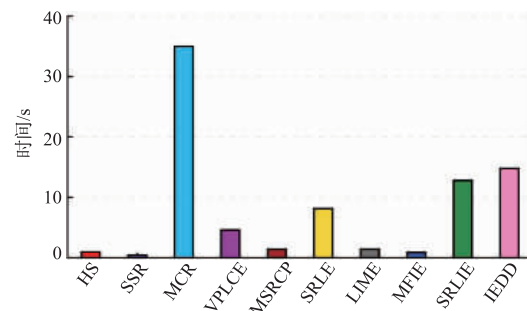


图9 十种算法的运行时间统计

IEDD 的计算复杂度由 SSR 和 NSST 降噪决定,SSR 的计算复杂度为 $O(N \log N)$,NSST 的计算复杂度为 $O(N^2 \log N)$,IEDD 的计算复杂度为 $O((N+1)N \log N)$ 。

综上所述,相比其他九种增强算法,IEDD 增强图像,无论是视觉分析,还是客观分析,都占据一定优势,尤其噪声抑制性能优异。IEDD 有效地解耦实现了对比度提高与噪声抑制,特别适合于含噪声图像的增强。

5 结论

通过理论分析和数值实验,可以得到以下结论:

(1) IEDD 基于高斯滤波器的空域分解方法,能够有效地将图像分解为决定对比度的基础层和包含噪声与细节信息的细节层,实现图像对比度提高与噪声抑制的解耦合;

(2) IEDD 通过基础层空域 SSR 增强、细节层 NSST 变换域降噪、分层图像融合校正,极大提高了整体图像对比度,同时抑制了整体图像的噪声,有效地解决了图像增强过程中对比度提高与噪声抑制的矛盾,IEDD 算法特别适合噪声图像增强。

参考文献

- [1] 王浩,张叶,沈宏海,张景忠. 图像增强算法综述[J]. 中国光学,2017,10(4):438-448.
WANG Hao,ZHANG Ye,SHEN Hong-hai,ZHANG Jing-zhong. Review of image enhancement algorithms[J]. Chinese Optics,2017,10(4):438-448. (in Chinese)
- [2] WANG X,CHEN L. Contrast enhancement using feature-

- preserving bi-histogram equalization [J]. *Signal Image & Video Processing*, 2018, 12(4): 685 – 692.
- [3] 董丽丽, 丁畅, 许文海. 基于直方图均衡化图像增强的两种改进方法[J]. *电子学报*, 2018, 46(10): 2367 – 2375.
DONG Li-li, DING Chang, XU Wen-hai. Two improved methods based on histogram equalization for image enhancement [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(10): 2367 – 2375. (in Chinese)
- [4] 丁畅, 董丽丽, 许文海. 图像梯度场双区间均衡化的细节增强[J]. *电子学报*, 2017, 45(5): 1165 – 1174.
DING Chang, DONG Li-li, XU Wen-hai. Image details enhancement by gradient field BI-interval equalization [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(5): 1165 – 1174. (in Chinese)
- [5] WU W, YANG X, LI H, et al. A novel scheme for infrared image enhancement by using weighted least squares filter and fuzzy plateau histogram equalization [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(54): 1 – 29.
- [6] XIAO Bin, TANG Han, JIANG Yan-jun. Brightness and contrast controllable image enhancement based on histogram specification [J]. *Neurocomputing*, 2018, 275(2018): 2798 – 2809.
- [7] 鞠铭焯, 张登银. 基于先验知识与大气散射模型的图像增强算法[J]. *电子学报*, 2017, 45(5): 1218 – 1225.
JU Ming-ye, ZHANG Deng-yin. Image enhancement based on prior knowledge and atmospheric scattering model [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(5): 1218 – 1225. (in Chinese)
- [8] LIU Y, YAN H, GAO S, et al. Criteria to evaluate the fidelity of image enhancement by MSRCR [J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(6): 880 – 887.
- [9] Zhang S, Wang T, Dong J, et al. Underwater image enhancement via extended multi-scale Retinex [J]. *Neurocomputing*, 2017, 245(5): 1 – 9.
- [10] 牟琦, 魏妍妍, 李姣, 等. 改进的 Retinex 低照度图像增强算法研究[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2018, 39(12): 2001 – 2010.
MU Qi, WEI Yan-yan, LI Jiao, et al. Research on the improved retinex algorithm for low illumination image enhancement [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2018, 39(12): 2001 – 2010. (in Chinese)
- [11] TAO F, YANG X, WU W, et al. Retinex-based image enhancement framework by using region covariance filter [J]. *Soft Computing*, 2017, 22(4): 1 – 22.
- [12] LAND E, MCCANN J. Lightness and Retinex theory [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, 61(1): 1 – 11.
- [13] YE X, WU G, HUANG L, FAN F, ZHANG Y. Image enhancement for inspection of cable images based on Retinex theory and fuzzy enhancement method in wavelet domain [J]. *Symmetry*, 2018, 10(11): 570 – 594.
- [14] DOMINIQUE Zosso, GIANG Tran, STANLEY J. Osher. A variational model with barrier functionals for Retinex [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2015, 8(3): 1955 – 1980.
- [15] LIU Lu, PANG Zhi-Feng, DUAN Yu-ping. Retinex based on exponent-type total variation scheme [J]. *Inverse Problems & Imaging*, 2018, 12(5): 1199 – 1217.
- [16] Morel J M, Petro A B, Sbert C. A PDE formalization of Retinex theory [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(11): 2825 – 2837.
- [17] PU Yi-Fei, SIARRY Patrick, et al. A fractional-order variational framework for Retinex: Fractional-order partial differential equation-based formulation for multi-scale nonlocal contrast enhancement with texture preserving [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, March 2018, 27(3): 1214 – 1229.
- [18] 吴一全, 史骏鹏. 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): 79 – 88.
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): 79 – 88. (in Chinese)
- [19] 陶飞翔, 吴一全. 非下采样 Shearlet 变换与参数化对数图像处理相结合的遥感图像增强 [J]. *测绘学报*, 2015, 44(8): 884 – 892.
TAO Fei-xiang, WU Yi-quan. Remote sensing image enhancement based on non-subsampled Shearlet transform and parameterized logarithmic image processing model [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(8): 884 – 892. (in Chinese)
- [20] WU C, LIU Z, JIANG H. Choosing the filter for catenary image enhancement method based on the non-subsampled contourlet transform [J]. *Review of Scientific Instruments*, 2017, 88(5): 1 – 9.
- [21] YI S, LABATE D, EASLEY G R, et al. A Shearlet approach to edge analysis and detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2009, 18(5): 929 – 941.
- [22] GUO K, LABATE D. Detection of singularities by discrete multiscale directional representations [J]. *Journal of Geometric Analysis*, 2017, 2(2): 1 – 27.
- [23] Ferradans SIRA, Palma-Amestoy R, Provenzi E. An algorithmic analysis of variational models for perceptual local contrast enhancement [J]. *Image Processing On Line*, 2015, 7(5): 219 – 233.
- [24] PETRO, BELÉN Ana, SBERT C, et al. Multiscale Retinex [J]. *Image Processing on Line*, 2014, 4(4): 71 – 88.

- [25] FU X, ZENG D, HUANG Y, et al. A weighted variational model for simultaneous reflectance and illumination estimation[A]. Computer Vision & Pattern Recognition[C]. USA:IEEE, 2016. 2782 – 2790.
- [26] GUO X, LI Y, LING H. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2): 982 – 993.
- [27] YOUNG gun C, JIN yong J, AYOUNG K. Model assisted multi-band fusion for single image enhancement and applications to robot vision[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 2822 – 2829.
- [28] LI M, LIU J, YANG W, et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust Retinex model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 2828 – 2839.
- [29] JIANG G, LIN S C F, WONG C Y, et al. Color image enhancement with brightness preservation using a histogram specification approach[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(24): 5656 – 5664.
- [30] WANG S, ZHENG J, HU H M, et al. Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(9): 3538 – 3578.
- [31] 田子建, 王满利, 吴君, 等. 基于双域分解的矿井下图像增强算法[J]. 光子学报, 2019, 48(05): 107 – 119.
TIAN Zi-jian, WANG Man-li, WU Jun, et al. Mine image enhancement algorithm based on dual domain decomposition[J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(05): 107 – 119. (in Chinese)
- [32] LOH Y P, CHAN C S. GETTING to know low-light images with the exclusively dark dataset[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2019, 178(2019): 30 – 42.

作者简介



田子建(通信作者) 男, 1964 年出生, 北京人. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为信息与通信技术.

E-mail: Tianzj0726@126.com



王满利 男, 1981 年出生, 河南焦作人. 中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院信息与通信专业博士研究生, 主要研究方向为图像处理.

E-mail: wml920@163.com