

消除阶梯效应与增强细节的变分 Retinex 红外图像增强算法

温海滨 毕笃彦 马时平 何林远

空军工程大学航空航天工程学院, 陕西 西安 710038

摘要 提出一种消除阶梯效应与增强细节的变分 Retinex 红外图像增强新算法。将高斯曲率正则项应用到变分 Retinex 模型的构建中, 采用一阶微分对模型添加细节增强约束项, 实现细节信息的自适应增强。结合邻域差分, 引入曲率滤波方法对变分模型求取最优解。实验结果表明, 与采用其他变分 Retinex 方法相比, 采用新算法处理后的图像在定量评价指标上优于对比算法。新算法能消除阶梯效应, 增强图像的细节和视觉效果。

关键词 成像系统; 图像处理; 变分 Retinex; 高斯曲率; 全变分; 阶梯效应; 细节增强

中图分类号 TP391 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201636.0911005

Variational Retinex Algorithm for Infrared Image Enhancement with Staircase Effect Suppression and Detail Enhancement

Wen Haibin Bi Duyan Ma Shiping He Linyuan

School of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710038, China

Abstract One novel variational Retinex algorithm for infrared image enhancement is proposed to eliminate the staircase effect and enhance details. Gaussian curvature regularization is adopted to construct the variational Retinex model, and the first-order differential term is adopted to add the detail enhancement constraint, which realizes the adaptive enhancement of detail information. In combination with the neighborhood difference operation, the curvature filter solver for variational model is introduced to achieve the optimal solution. The experimental results demonstrate that, compared with those processed by the other variational Retinex algorithms, the quantitative evaluation indexes of images processed by the proposed novel algorithm are superior. The new algorithm can eliminate the staircase effect and enhance the details and visual effect of images.

Key words imaging systems; image processing; variational Retinex; Gaussian curvature; total variation; staircase effect; detail enhancement

OCIS codes 110.3080; 100.2000; 100.2980; 100.3010

1 引 言

红外热成像技术对地物的热辐射敏感、隐蔽性好、不易受环境与天气影响^[1-2], 因此广泛地应用于侦查与监视中。然而, 红外图像往往具有对比度差、信噪比低和细节纹理弱等缺点, 限制了这一技术的应用。

近年来, 研究和改进的红外图像细节增强算法^[3] 主要包括空域分层图像增强^[4]、频域图像增强、改进的图像直方图增强^[5] 以及新型图像增强等, 而 Retinex 理论作为一种新型图像增强方法, 其增强图像的原理不同于上述其他方法。Retinex 理论利用数学模型研究人眼视觉系统的机制, 去除可见光图像的场景光照信息, 获取反射图像分量^[6], 从而增强目标本质信息。随后出现了基于随机路径、泊松方程或中心环绕的 Retinex 算法^[7]。2003 年, Kimmel 等^[8] 将 Retinex 模型中光照分量的估计转化为二次规划问题进行求解,

收稿日期: 2016-04-07; 收到修改稿日期: 2016-05-18

基金项目: 国家自然科学基金(61372167, 61379104, 61301233)

作者简介: 温海滨(1990—), 男, 硕士研究生, 主要从事红外图像增强方面的研究。E-mail: whbimg@126.com

导师简介: 毕笃彦(1962—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理与机器视觉方面的研究。

E-mail: biduyan@126.com

引入变分框架并以能量泛函形式表达 Retinex 理论。变分框架与能量泛函下的 Retinex 模型可将 L^1 、 L^2 和 H^1 等多种范数^[9]及图像的数学统计特征作为正则项约束模型。添加正则项后的能量泛函表达式物理意义明确、针对性较强,图像的光照分量在空间上平缓变化,并以梯度的 L^2 范数作为反射分量的正则化约束,该约束在图像增强问题中不及全变分(TV)正则约束有效。相继地, Ma 等^[10]将 TV 正则项应用到 Retinex 理论中,提出了 TV-Retinex 模型,可借助非局部的微分算子^[11]对模型进行修正,取得了较好的图像增强效果,但存在一定程度的细节损失。不同于可见光图像的处理,红外图像具有对比度低、细节不足等缺点,TV-Retinex 应用于红外图像增强时,TV 正则项施加的分片常数先验使目标图像的细节不足现象更加严重,往往还伴有阶梯效应。针对 TV 导致的阶梯效应,研究者们多侧重利用诸如高阶 TV(HDTV),总广义变分(TGV)等 TV 扩展方法^[12-13]来解决。TV 扩展方法作为 TV 的延伸,能在一定程度上克服阶梯效应,但局限于分片常数约束图像的先验假设,对图像细节的刻画能力相当有限,无法彻底解决 TV 正则项导致的阶梯效应。

本文针对上述 TV-Retinex 模型中存在的问题,提出一种可消除阶梯效应并增强细节的变分 Retinex 红外图像增强新方法。将高斯曲率(GC)作为约束变分 Retinex 模型的正则项,较好地消除了目标图像中的阶梯效应。利用原图与目标图像的一阶微分项构成对新先验模型的细节增强约束,从而实现图像微弱细节的增强。增强后的图像质量改善明显,更符合人眼的观察需求。

2 基本理论及分析

Retinex 理论在假设全局光照平缓变化的情况下,定义图像的灰度分布与场景的光照分量和物体的反射分量满足

$$I(x, y) = L(x, y) \times R(x, y), \quad (1)$$

式中 $I(x, y)$ 为已知单通道图像的灰度信息, $L(x, y)$ 为照度分量对应的低频信息, $R(x, y)$ 为目标反射率决定的物体本质信息。为更好地模拟人眼对亮度的感知能力,同时简化模型计算,通常在对数域进行模型求解。(1)式的对数域表达式为

$$i(x, y) = l(x, y) + r(x, y), \quad (2)$$

(2)式中各项均取以 10 为底的对数,分别简写为 i 、 l 、 r 。变分 Retinex 方法采用正则化方法对实际问题建模,可利用不同的正则项对照度信息和反射本质添加约束。TV 正则项是由 Rudin 等首次提出的,即对图像施加分片常数的先验假设。结合 Retinex 理论在图像增强中的应用, Ma 等^[10]提出了 TV-Retinex 模型,其能量泛函表达式为

$$E(r) = \arg \min_r \left[\frac{1}{2} \|\nabla(r - i)\|_2^2 + t \|r\|_{\text{TV}} \right], \quad (3)$$

式中 r 为反射图像分量, i 为待增强图像; $\|\nabla(r - i)\|_2^2$ 对照度图像进行约束,使其满足空间光滑的要求; $\|r\|_{\text{TV}}$ 对反射图像进行约束,使其满足分片常数的先验; t 为正则化系数,用于控制对应 TV 正则项的权重。 $\|r\|_{\text{TV}}$ 可表达为

$$\|r\|_{\text{TV}} = \int_{\Omega} \sqrt{r_x^2 + r_y^2} dx dy, \quad (4)$$

式中 Ω 为有界图像空间域, r_x 与 r_y 分别表示反射图像在点 (x, y) 处对 x 、 y 的偏导数。分析(3)式对应模型,存在以下三方面问题:

- 1) 模型缺少对目标图像的保真项约束^[14],未对原始图像和目标图像之间的差异性进行度量和限制;
- 2) 模型采用 TV 范数对目标图像添加正则化约束,但 TV 范数在重构反射图像时易出现阶梯效应,造成增强结果边缘模糊,视觉效果差^[12];
- 3) Ma 等^[9]指出分片常数先验约束下所得的反射图像会损失过多细节信息。利用此模型处理红外图像时,增强结果中细节不足现象较可见光图像更加严重。

微分几何与计算几何理论^[15]表明,GC 作为曲率正则项,通过可展曲面刻画二维图像,利用曲面的几何属性对图像进行更充分的表征,可用更精细的结构来表达高维空间中的二维流形。GC 正则项对重构图像

施加的是分片可展的先验假设,广泛应用于图像能量泛函正则化问题中^[16-17]。受此启发,将 GC 正则项应用到 Retinex 理论中,提出了改进的变分 Retinex 新模型。

3 变分 Retinex 红外图像增强新模型

3.1 GC 正则项的选择

针对(3)式模型中存在的问题,通过引入 GC 正则项以及一阶微分项建立改进的变分 Retinex 红外图像增强新模型,新模型表达式为

$$E(r) = \arg \min_r [\lambda \|r - i\|_2^2 + m \|\nabla(r - i)\|_2^2 + \mu \|r\|_{GC} + \Phi_d(r)], \quad (5)$$

(5)式的约束条件:

$$r \geq i \text{ and } \langle \nabla(r - i), \mathbf{v} \rangle = 0 \text{ on } \partial\Omega, \quad (6)$$

式中 λ 、 m 、 μ 为各项对应的权重因子, $\|r - i\|_2^2$ 为模型的数据保真项, $\Phi_d(r)$ 为模型的细节增强项, $\|\nabla(r - i)\|_2^2$ 为约束照度分量平缓变化的正则项, ∇ 为梯度算子, $\partial\Omega$ 为图像的边缘, \mathbf{v} 为边缘处法向量, $\|r\|_{GC}$ 为 GC 正则项,约束待求反射图像满足分片可展先验,其数学表达为

$$\|r\|_{GC} = \int_{\Omega} \frac{r_{xx}r_{yy} - r_{xy}^2}{(1 + r_x^2 + r_y^2)^2} dx dy. \quad (7)$$

将(7)式定义的 GC 正则项替换(3)式中的 TV 正则项,此时新正则下 Retinex 模型简记为 GC-Retinex 模型,其能量泛函表示为

$$E(r) = \arg \min_r \left[\frac{1}{2} \|\nabla(r - i)\|_2^2 + t \|r\|_{GC} \right]. \quad (8)$$

约束目标图像满足分片常数的正则项 $\|r\|_{TV}$ 和满足分片可展的正则项 $\|r\|_{GC}$ 都会在一定程度上造成图像细节的损失。以图 1(a)中的红外图像为载体,比较 TV 正则项约束的模型(3)式与 GC 正则项约束的模型(8)式所对应的图像增强结果差异。对比图 1(b)和图 1(c)矩形框区域可知,TV 正则项约束的结果表现出更严重的边缘模糊现象,其原因在于 TV 正则项会导致阶梯效应。阶梯效应本质是先验所利用的数学函数对信号细节的刻画能力欠佳,对某些区间信号的刻画过于粗略甚至失真。选取图 1 红外图像的第 156 行像素值(位置如图 1 绿色线段标记处所示),从一维信号的角度对比不同正则项对信号细节的刻画能力,如图 2 所示。

从图 2 可以看出,TV 正则项对信号变化不够敏感。对比图 2 中圆形所示的信号区间可以看出,TV 先验对该区间的信号刻画相对粗略,GC 先验对信号细节的刻画能力较 TV 先验更佳,可以刻画出信号微弱的细节变化。因此,TV-Retinex 产生的阶梯效应在图像视觉效果上证实了 TV 正则项的信号细节刻画能力不足。GC 正则项能更好地克服阶梯效应,可独立于信号的载体与表达方式。

此外,针对红外图像中目标细节微弱、缺乏层次感等缺点,选择可以保留图像更多细节特征的高斯曲率正则项对能量泛函加以约束。这是因为曲面对图像的表达策略可以更好地将二维空间中的图像映射到曲面高维空间中,从而利用高维空间中诸如曲率、拐点等稳健性更强的高维几何特征对图像加以充分描述和细

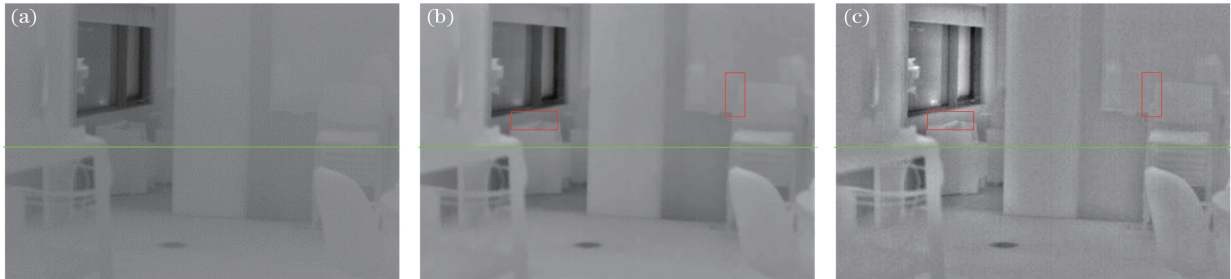


图 1 TV 正则项与 GC 正则项对应的增强结果比较。(a)原图;(b) TV 正则项;(c) GC 正则项

Fig. 1 Comparison of enhancement results from TV and GC regularization terms. (a) Original image; (b) TV regularization term; (c) GC regularization term

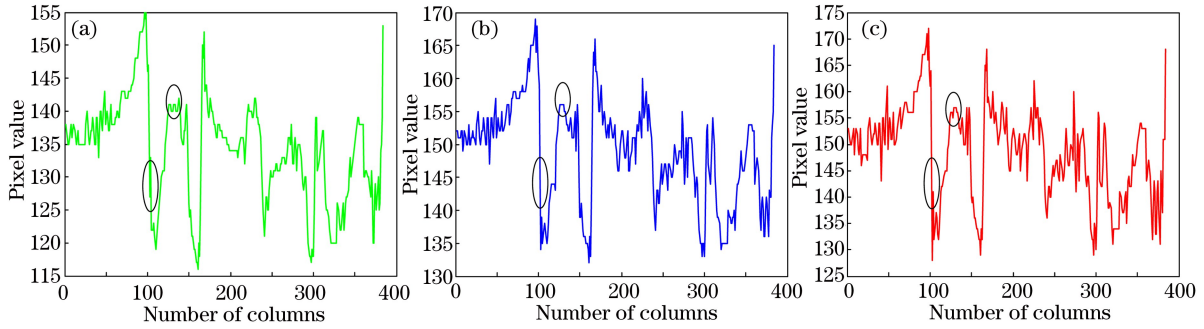


图 2 TV 与 GC 正则项对信号细节刻画能力的比较。(a)原图;(b) TV 正则项;(c) GC 正则项

Fig. 2 Performance comparison of signal detail description between TV and GC regularization terms. (a) Original image; (b) TV regularization term; (c) GC regularization term

化。GC 引入的高阶导数也可以表达目标图像更多的结构和细节。因此 GC 正则项对红外图像的约束针对性较强,可保留红外目标更多的边缘包括角点、纹理等小尺度特征,避免原有 TV 正则项导致的纹理、细节丢失现象。

3.2 自适应细节增强项的设置

GC 正则项的设置,可有效克服阶梯效应,但考虑新先验下的模型仍存在细节不足的缺点,有必要对目标泛函添加细节增强约束项。尽管红外图像对比度低,梯度信息却能在梯度域上较好地得到显示。边缘突出、细节纹理明显的图像目标,其梯度值较大,所以对图像的梯度场进行增强,就可以使图像得到增强^[5]。因此设置可以拉伸梯度的约束项对红外图像的细节增强是有效的。 $\Phi_d(r)$ 的表达式为

$$\Phi_d(r) = -\theta(\nabla i) \frac{\nabla i}{|\nabla i|} \cdot \nabla r, \quad (9)$$

式中 ∇i 、 ∇r 分别代表原始图像和反射细节的一阶微分项。为实现细节提升,需要反射分量 r 与原始图像 i 在梯度域满足 ∇i 与 ∇r 的乘积始终保持为正。为满足正向增益、放大细节,设置 $\frac{\nabla i}{|\nabla i|}$ 来保证反射图像与原始图像梯度方向一致,同时保证目标图像在梯度域的一阶微分 ∇r 的幅值尽可能大。为实现对微弱细节的增强,同时避免对边缘、轮廓等强结构的过增强,在细节约束项(9)式中设置自适应提升因子 $\theta(\nabla i)$ 。孙海江等^[18]指出了常用的表征图像局部特性的边缘函数,其形式为

$$\theta(\nabla i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega}{k}\right)^2}, \quad (10)$$

式中 k 为常数, ω 为反映结构强弱的指示参量。经实验验证,设置 $\theta(\nabla i)$ 为

$$\theta(\nabla i) = \frac{2}{1 + 2|\nabla i|^2 + |\nabla i|^4}. \quad (11)$$

(11)式的细节自适应增强因子满足如下规律:在平坦区及弱纹理区域, ∇i 值较小,此时 $\theta(\nabla i)$ 成反比例变大,对微弱细节与纹理进行提升;当 ∇i 取值接近 0 时, $\theta(\nabla i)$ 的值趋于 2,以 2 为细节提升的最大倍数;在强边缘区域, ∇i 取值较大, $\theta(\nabla i)$ 因分母中 ∇i 高次项的作用迅速衰减,从而避免强边缘位置处过增强现象的产生;当 $\theta(\nabla i)$ 趋于 0 时,细节增强项此时失效,模型退化为仅解决阶梯效应问题的变分 Retinex 模型。

改进的模型克服了原有模型的不足,主要表现出如下优势:

- 1) 第一项 $\|r - i\|_2$ 作为反射图像与待增强图像的保真项约束,更好地避免了增强结果的失真;
- 2) 第三项 $\|r\|_{GC}$ 对反射分量施加分片可展的先验,进而取代原有的分片常数假设,可完全避免阶梯效应的产生;
- 3) 自适应细节增强项 $\Phi_d(r)$ 的设置在处理红外图像时,可有效增强图像的细节并避免强边缘过增强。

4 变分 Retinex 模型能量最小化

为求解(5)式能量泛函的最优解,将其最小化问题分解为两个优化子问题。分解后的能量泛函模型为

$$E(r) = \arg \min_r [E_1(r) + E_2(r)], \quad (12)$$

$$E_1(r) = \lambda \|r - i\|_2^2 + m \|\nabla(r - i)\|_2^2 - \theta(\nabla i) \frac{\nabla i}{|\nabla i|} \cdot \nabla r, \quad (13)$$

$$E_2(r) = \mu \|r\|_{GC}, \quad (14)$$

式中 $E_1(r)$ 是由(5)式中 $\lambda \|r - i\|_2^2$ 、 $m \|\nabla(r - i)\|_2^2$ 以及(9)式中 $-\theta(\nabla i) \frac{\nabla i}{|\nabla i|} \cdot \nabla r$ 相加得到的子能量项, $E_2(r)$ 为(5)式中 $\mu \|r\|_{GC}$ 对应的 GC 子能量项。只要(12)式中总能量 $E(r)$ 最小,则可得到满足(5)式能量最小化的理想图像。

利用邻域差分^[19]和曲率滤波^[16]方法分别对两个子能量项进行优化求解。采用邻域分解后的差分运算代替原有的梯度算子,对 $E_1(r)$ 进行能量最小化操作。离散图像中,将图像按邻域分解技术分类,对于 3×3 邻域,中心像素 $U(p, q)$ 及其 8 个邻域像素点可以分为图 3 所示的黑色圆形、黑色三角形、白色圆形、白色三角形 4 种不同类型的像素子类。

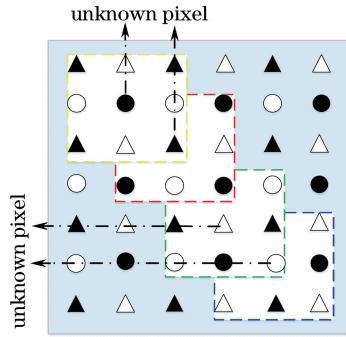


图 3 3×3 邻域内像素分解示例

Fig. 3 Illustration of pixels decomposition in a 3×3 neighborhood

对属于不同子集的像素点标记相应的像素索引,实现各像素子集的独立更新。图 3 中 4 个不同颜色正方形代表交替更新的 4 种不同类型的邻域中心点。基于此,就每类像素的更新而言,利用其邻域像素的差分表示代价函数(13)式满足

$$E_1(r'_k) = \lambda (r'_k - i)^2 + m \sum_{n=1}^8 [(r'_k - i) - (r'_n - i_n)]^2 - \theta(\nabla i) \sum_{n=1}^8 \frac{(i - i_n)}{|\nabla i|} (r'_k - r'_n), \quad (15)$$

式中 r'_k 为待求的第 $k(k=1, 2, 3, 4)$ 类像素点, r'_n 为已知的 8 邻域像素点, i_n 为 r'_n 在原图 8 邻域内对应位置处的像素值。当(15)式导数为 0 时能量最小,最优解 r'_k 满足

$$r'_k = \frac{(8m + \lambda)i + m \sum_{n=1}^8 (r'_n - i_n) + \frac{\theta(\nabla i)}{2} \sum_{n=1}^8 \frac{(i - i_n)}{|\nabla i|}}{8m + \lambda}. \quad (16)$$

按(15)、(16)式对各类像素进行交替独立更新,得到满足 $E_1(r)$ 能量最小化的图像。

最小化(14)式中的 GC 能量项,要求优化局部拟合曲面每一点处的 GC,以便实现分片可展曲面对图像的表达。基于扩散策略实现 GC 最小化不但需要逐点计算出 GC,还要求图像二阶可微,计算复杂且条件严苛。曲面正则化理论中的定理 1^[16]可为避免曲率计算提供理论依据。定理 1:

对于可展曲面 S 上的一个局部邻域, δ_0 为其中心点, $T_s(\delta_0)$ 为曲面 S 在点 δ_0 处的切面。对于 δ_0 的局部邻域内任意点 δ 有

$$\forall \delta \in S, \exists \delta_0 \in S, \forall \epsilon > 0, \lim_{\delta \rightarrow \delta_0} \epsilon = 0, 0 < |\delta - \delta_0| < \epsilon, s.t. \delta \in T_s(\delta_0). \quad (17)$$

定理的具体证明见文献[16]。基于此,为避免逐点计算 GC,利用 Gong^[16]提出的局部投影算子对 GC 的优化问题作出简化,将曲率的优化问题转化为图像的空域滤波操作。 3×3 邻域 $N(\delta_0)$ 内投影算子及投影距离

的定义如图 4 所示。

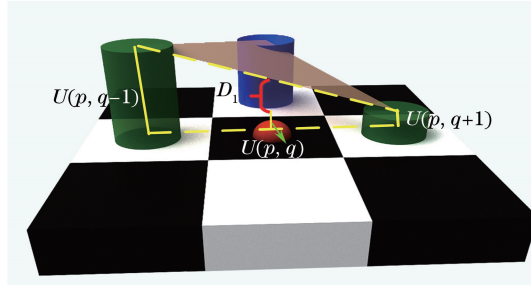


图 4 局部投影算子与投影距离的定义图示

Fig. 4 Definition illustration of local projection operator and projection distance

图 4 中柱体高度代表对应位置的像素值大小,三角形是以三个柱面中心点为顶点构成的切面。以图 4 所示情形为例,定义图中三角切面对应的投影距离 D_1 为

$$D_1 = [U(p, q-1) + U(p, q+1)] / 2 - U(p, q), \quad (18)$$

式中 $U(p, q)$ 为邻域中心点的灰度大小, (p, q) 表示邻域中心点在图像上的坐标。Gong^[16] 研究并枚举了 $N(\delta_0)$ 内不同像素情形构成的所有三角形切面实例。按 D_1 的定义,将 $N(\delta_0)$ 内所有三角形切面对应的距离分为 8 类,分别为 $D_j (j=1, 2, 3, \dots, 8)$ 。定义其余 $D_j (j=2, 3, \dots, 8)$ 在像素域的表达式为

$$\begin{cases} D_2 = [U(p-1, q) + U(p+1, q)] / 2 - U(p, q) \\ D_3 = [U(p-1, q-1) + U(p+1, q+1)] / 2 - U(p, q) \\ D_4 = [U(p-1, q+1) + U(p+1, q-1)] / 2 - U(p, q) \\ D_5 = U(p-1, q) + U(p, q-1) - U(p-1, q-1) - U(p, q) \\ D_6 = U(p-1, q) + U(p, q+1) - U(p+1, q-1) - U(p, q) \\ D_7 = U(p, q-1) + U(p+1, q) - U(p-1, q+1) - U(p, q) \\ D_8 = U(p, q+1) + U(p+1, q) - U(p+1, q+1) - U(p, q) \end{cases} \quad (19)$$

当遍历计算出 $D_j (j=1, 2, 3, \dots, 8)$ 后,选择最小投影距离 $d_{\min} = \min |D_j|$ 对应的切面对曲面实现最佳逼近,此时图像空域的目标像素点取得最优值,点 x_0 更新后的灰度值近似等于 $U(p, q) + d_{\min}$ ^[16]。利用该投影算子对图像中每一类像素进行迭代更新操作,直到获得每类像素的最优值,至此完成最小化 GC 能量项的操作。综合两个子能量项的优化过程,整体模型能量最小化数值算法的伪代码概括见表 1。

表 1 数值计算对应的伪代码

Table 1 Pseudo code for corresponding numerical calculation

Input: Image i

Output: Enhanced image r

1. Initialization parameters: $\lambda=0.01, m=0.2, \mu=3$ and $r^0=i$;
2. Calculate the individual energy $E_1(r)$ by formula (15)-(16) and $E_2(r)$ by formula (18)-(19);
3. Calculate the total energy $E^d(r)$ by formula (12),

While $E^{d+1}(r) \leq E^d(r)$, repeat the loop with step 2 and 3;

Else break.

Return $E(r) = E^d(r)$;

4. The minimization energy: $E^d(r)$.

Take the output enhanced image: $r=r^d$.

5 实验结果与分析

选择三幅降质红外图像进行算法有效性验证,如图 5 所示。它们分别为细节模糊图像,对比度、清晰度降质图像,光照非均匀性图像。测试图像产生于 DALI 288×384 非制冷红外焦平面阵列。

针对消除阶梯效应与增强细节,选择文献[8]中的 Retinex 算法、文献[10]对应的 TV-Retinex 算法以及未添加细节增强项、GC 正则的 GC-Retinex 算法进行对比实验,仿真在 Matlab R2014a 平台(处理器为 Intel



图 5 实验图像。(a)细节模糊图像;(b)对比度和清晰度降质图像;(c)光照非均匀性图像

Fig. 5 Experimental images. (a) Detail-blurred image; (b) image with low contrast and clarity; (c) image after non-uniform illumination

Core 双核,主频为 2.00 GHz,内存为 8 GB)上进行,各算法参数设置如下:Retinex 算法中参数参考文献[8], $\alpha=0.0001$, $\beta=0.1$, $\gamma=2.2$;文献[10]TV-Retinex 算法中 t 的大小参照原文设置为 10;GC-Retinex 算法参数 t 同样设置为 10;新算法中 $\lambda=0.01$, $m=0.01$, $\mu=3$ 。

5.1 主观视觉对比

三幅典型场景的实验对比结果如图 6~8 所示,主观视觉评价可总结如下:文献[8]的算法可在一定程度上消除场景光照分量的影响,但对红外图像质量的改善并不明显,图像细节信息无法显现,整体的对比度依旧偏低,如图 6(a)所示。文献[10]中 TV 正则项约束的 TV-Retinex 算法能较好地改善图像的对比度和清晰度,但在图 7(b)、8(b)所示箭头位置处存在明显的阶梯效应,目标边缘严重模糊,如图 7(b)中人物的腿部处、图 8(b)中桥梁与天空交界及植物边缘处。这是因为 TV 正则下的先验无法更好地表达图像的细节,在灰度突变处对信号的刻画准确性欠佳。GC-Retinex 算法能较好地去除场景中照度信息的影响,获得背景单一、目标清晰、无阶梯效应的图像增强结果,这是因为 GC 约束的模型较 TV-Retinex 有更好的细节保持能力,但 GC-Retinex 对细节的增强作用并不明显。新算法优于上述对比算法,可以消除阶梯效应,获得边缘清晰、细节丰富、对比度较好的增强结果,对局部细节的增强尤为明显,如图 6(d)中楼体与窗户的细纹及图 8(d)中水面的波纹,这是因为一阶微分项的设置可对局部区域内的小突变实现增强。

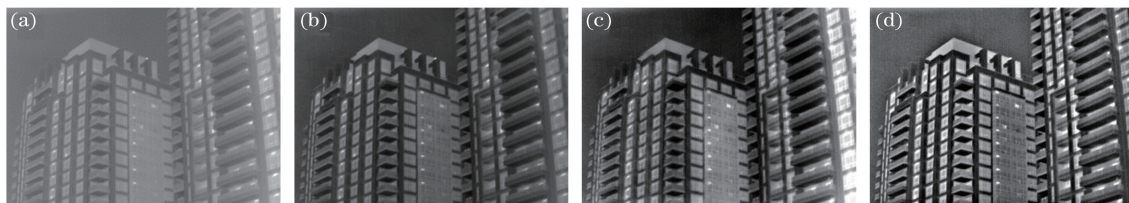


图 6 不同算法的细节模糊图像增强结果对比。(a)文献[8];(b)文献[10];(c)GC-Retinex;(d)新算法

Fig. 6 Enhancement results comparison of detail-blurred images from different algorithms.

(a) Ref. [8]; (b) Ref. [10]; (c) GC-Retinex; (d) proposed method here

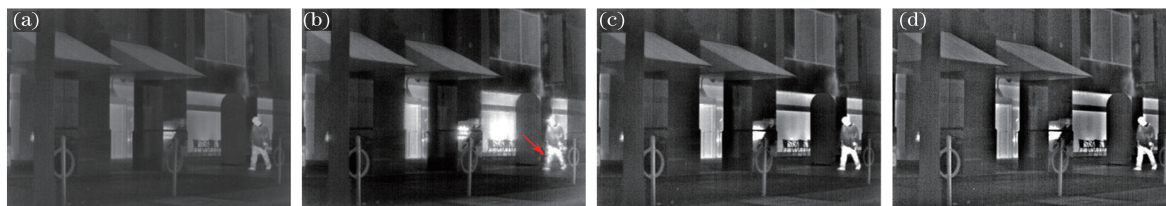


图 7 不同算法的对比度和清晰度降质图像增强结果对比。(a)文献[8];(b)文献[10];(c) GC-Retinex;(d)新算法

Fig. 7 Enhancement results comparison of images with low contrast and clarity from different algorithms.

(a) Ref. [8]; (b) Ref. [10]; (c) GC-Retinex; (d) proposed method here

5.2 定量指标评价

采用标准差(SD)、平均梯度(AG)以及信息熵等指标进行定量评价,衡量不同算法对应的增强结果差异。标准差反映图像的对比度,其值越大,图像对比度越强烈,图像整体视觉效果越好。平均梯度 $g^{[20]}$ 用于

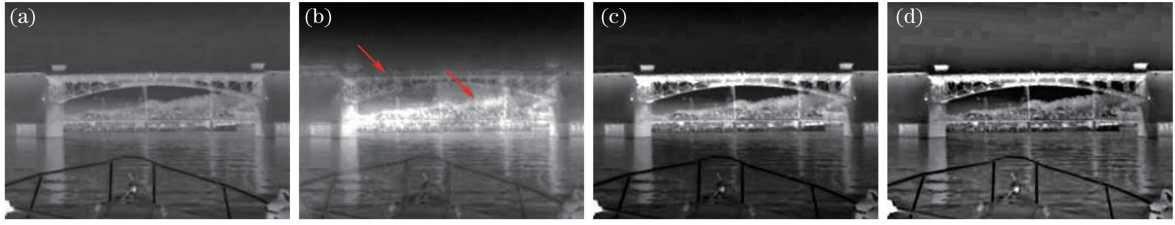


图 8 不同算法的光照非均匀性图像增强结果对比。(a)文献[8];(b)文献[10];(c) GC-Retinex;(d)新算法
Fig. 8 Enhancement results comparison of images after non-uniform illumination from different algorithms.
(a) Ref. [8]; (b) Ref. [10]; (c) GC-Retinex; (d) proposed method here

反映图像的模糊程度,其表达式为

$$\begin{cases} g_x(p, q) = I(p, q) - I(p + 1, q) \\ g_y(p, q) = I(p, q) - I(p, q + 1) \\ g = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{p=1}^{M-1} \sum_{q=1}^{N-1} \sqrt{\frac{1}{2} [g_x^2(p, q) + g_y^2(p, q)]} \end{cases}, \quad (20)$$

式中 M 、 N 为图像的尺寸大小, I 为待评价图像的灰度信息。 g 值越大,表明增强结果中微小细节的反差越大,图像越清晰;反之,图像越模糊。信息熵衡量图像信息量的多少,其值越大代表图像中细节信息越丰富,其定义为

$$E = \sum_{k=0}^{255} -p(k) \cdot \lg p(k), \quad (21)$$

式中 $p(k)$ 表示灰度级 k 所占频数。各定量指标的具体数据见表 2。

表 2 图像定量评价指标对比

Table 2 Comparison of quantitative evaluation indexes of images

Experimental image	Method	SD	Entropy	AG
Fig. 6	Original	21.6736	5.8779	5.3576
	Ref. [8]	18.8107	5.2453	4.3265
	Ref. [10]	53.4260	7.5570	6.3592
	GC-Retinex	67.8457	11.5682	8.1742
	Ours	61.1618	19.7556	9.2489
Fig. 7	Original	20.6473	5.3588	3.0754
	Ref. [8]	30.3231	6.6941	4.3039
	Ref. [10]	52.4203	9.3841	7.2386
	GC-Retinex	54.1435	13.5486	7.9975
	Ours	56.5669	14.3974	8.2547
Fig. 8	Original	41.5569	7.1221	7.8347
	Ref. [8]	47.7685	8.1379	8.2384
	Ref. [10]	58.6818	9.6936	6.1453
	GC-Retinex	62.8794	12.1347	9.5738
	Ours	67.6356	19.1710	11.1262

文献[8]算法(图 6)所得的指标较低,甚至不及原图。这是因为由该方法所得的反射图像整体亮度受算法中参数 γ 取值的影响较大。新算法在处理图 6 时,在标准差指标上不及 GC-Retinex 算法。但综合多项指标,新算法的定量指标优于其他对比算法。对于三幅实验图像,新算法处理的结果都能获得信息熵指标的最大值,可有效增强细节。经上述对比分析可知,新算法的主客观评价基本一致,算法可行、有效。

6 结 论

对变分框架与能量泛函形式下的 Retinex 模型进行了研究,分析了 TV 正则的 TV-Retinex 模型存在的问题和不足。将 GC 正则项应用于变分 Retinex 模型中,避免了 TV 正则项引起的阶梯效应,获取了反射分

量更多的细节信息。利用图像的一阶微分项对模型添加自适应细节增强项,解决了细节增强的需求,一阶微分项的设置对小突变的增强尤为有效。经实验验证,利用邻域差分 and 曲率滤波的方法可以有效地对改进的变分模型求取最优解,新算法在消除阶梯效应与增强细节两方面均取得较好效果。

参 考 文 献

- 1 Zhou Qiang, Zhao Jufeng, Feng Huajun, *et al.* Infrared image enhancement using polarization imaging[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(1): 39-47.
周 强, 赵巨峰, 冯华君, 等. 基于偏振成像的红外图像增强[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(1): 39-47.
- 2 Fan Z, Bi D, He L, *et al.* Noise suppression and details enhancement for infrared image via novel prior[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016(74): 44-52.
- 3 Jin Weiqi, Liu Bin, Fan Yongjie, *et al.* Review on infrared image detail enhancement techniques[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(12): 2521-2527.
金伟其, 刘 斌, 范永杰, 等. 红外图像细节增强技术研究进展[J]. *红外与激光工程*, 2011, 40(12): 2521-2527.
- 4 Jia Hongguang, Wu Zepeng, Zhu Mingchao, *et al.* Infrared image enhancement based on generalized linear operation and bilateral filter[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(12): 3272-3282.
贾宏光, 吴泽鹏, 朱明超, 等. 基于广义线性运算和双边滤波的红外图像增强[J]. *光学 精密工程*, 2013, 21(12): 3272-3282.
- 5 Zhao Wenda, Zhao Jian, Zhao Fan, *et al.* Variable infrared image enhancement of bimodal Gaussian function specification [J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(3): 0309002.
赵文达, 赵 建, 赵 凡, 等. 双峰高斯函数规定化的变分红外图像增强[J]. *中国激光*, 2014, 41(3): 0309002.
- 6 Li Yi, Zhang Yunfeng, Li Ning, *et al.* Adaptive detail enhancement for infrared image based on subband decomposed multi-scale Retinex[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(5): 0512001.
李 毅, 张云峰, 李 宁, 等. 基于子带分解多尺度 Retinex 的红外图像自适应细节增强[J]. *中国激光*, 2015, 42(5): 0512001.
- 7 Jobson D J, Rahman Z U, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround Retinex[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 451-462.
- 8 Kimmel R, Elad M, Shaked D, *et al.* A variational framework for Retinex[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2003, 52(1): 7-23.
- 9 Ma W, Morel J M, Osher S, *et al.* An L1-based variational model for Retinex theory and its application to medical images [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011: 153-160.
- 10 Ma W, Osher S. A TV Bregman iterative model of Retinex theory[J]. *Inverse Problems and Imaging*, 2012, 6(4): 697-708.
- 11 Zooso D, Tran G, Osher S. A unifying Retinex model based on non-local differential operators[C]. *SPIE*, 2013, 8657: 865702.
- 12 Jiang Mingfeng, Liu Yuan, Xu Wenlong, *et al.* The study of compressed sensing MR image reconstruction algorithm based on the extension of total variation method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(11): 2608-2612.
蒋明峰, 刘 渊, 徐文龙, 等. 基于全变分扩展方法的压缩感知磁共振成像算法研究[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(11): 2608-2612.
- 13 Xu Jianlou, Feng Xiangchu, Hao Yan. Image restoration method with adaptive second order total generalized variation[J]. *Journal of Optoelectronics & Laser*, 2013, 24(2): 377-383.
许建楼, 冯象初, 郝 岩. 自适应二阶总广义变分图像恢复方法[J]. *光电子·激光*, 2013, 24(2): 378-383.
- 14 Ng M K, Wang W. A total variation model for Retinex[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2011, 4(1): 345-365.
- 15 徐国良, 张 琴. 计算几何中的几何偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- 16 Gong Y. Spectrally regularized surfaces[D]. Zurich: ETH Zurich, 2015: 127-171.
- 17 Gong Y, Sbalzarini I F. Local weighted Gaussian curvature for image processing[C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2013: 534-538.
- 18 Sun Haijiang, Wang Yanjie, Chen Xiaolin. Suppression of infrared complex background based on adaptive gradient threshold anisotropic filtering[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(1): 146-151.
孙海江, 王延杰, 陈小林. 基于自适应梯度阈值各向异性滤波抑制红外复杂背景[J]. *光学 精密工程*, 2014, 22(1): 146-

151.

- 19 Ma Shiping, Zhang Ming, Bi Duyan, *et al.* Novel detail preserving Retinex algorithm for image enhancement[J]. Journal of Xidian University, 2010, 37(3): 541-546.
马时平, 张 明, 毕笃彦, 等. 一种细节保持的 Retinex 图像增强算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2010, 37(3): 541-546.
- 20 Zhou Yuren, Geng Aihui, Wang Ying, *et al.* Contrast enhanced fusion of infrared and visible images[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(9): 0909001.
周渝人, 耿爱辉, 王 莹, 等. 基于对比度增强的红外与可见光图像融合[J]. 中国激光, 2014, 41(9): 0909001.