

线性变换与局部均衡融合的红外图像增强

魏艳平

Infrared image enhancement by fusion of lineartransformation and local equalization

引用本文:

魏艳平. 线性变换与局部均衡融合的红外图像增强[J]. 激光技术, 2024, 48(5): 705-710. WEI Yanping. Infrared image enhancement by fusion of lineartransformation and local equalization[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2024, 48(5): 705-710.

您可能感兴趣的其他文章

1. 红外图像多尺度统计和应用先验去模糊模型

引用本文: 何易德, 朱斌, 姜湖海, 等. 红外图像多尺度统计和应用先验去模糊模型[J]. 激光技术, 2023, 47(3): 360-365.

2. 基于DDR GAN的低质量图像增强算法

引用本文: 陶昕辰, 朱涛, 黄玉玲, 等. 基于DDR GAN的低质量图像增强算法[J]. 激光技术, 2023, 47(3): 322-328.

3. 基于双邻域对比度的红外小目标检测算法

引用本文:朱金辉,张宝华,谷宇,等.基于双邻域对比度的红外小目标检测算法[J].激光技术,2021,45(6):794-798.

4. 基于引导滤波和模糊算法的红外背景抑制算法

引用本文: 郭佩瑜, 张宝华. 基于引导滤波和模糊算法的红外背景抑制算法[J]. 激光技术, 2018, 42(6): 854-858.

5. NSST域模糊逻辑的红外与可见光图像融合

引用本文: 葛雯, 姬鹏冲, 赵天臣. NSST域模糊逻辑的红外与可见光图像融合[J]. 激光技术, 2016, 40(6): 892-896.

文章编号: 1001-3806(2024)05-0705-06

线性变换与局部均衡融合的红外图像增强

魏艳平*

(南昌工学院信息与人工智能学院,南昌330108,中国)

摘要:为了改善红外图像的效果,提升对比度和清晰度,丰富边缘细节信息,提出了融合线性变换和局部均衡的红 外图像增强方法。利用图像的像素值分布,对像素值进行自适应的分段线性变换,并用局部的直方图均衡增强图像;分 别计算两张增强图像的权重图。对比度权重、显著性权重和亮度分布权重;以拉普拉斯金字塔和高斯金字塔的方式,分 别对增强图像和权重图进行分解,将分解的图像与权重图进行多尺度线性融合,获得效果理想的增强图像。结果表明, 相对于现有方法,本文中提出的方法增强图像的视觉效果更清晰,信息熵、平均梯度和变异系数分别比现有方法高出 9.03%、23.87%和9.97%以上。该研究可更有效地提高红外图像增强的性能。

关键词:图像处理;对比度;变异系数;像素变换;局部直方图均衡;多尺度金字塔融合 中图分类号:TP391 **文献标志码**:A **doi**:10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2024.05.014

Infrared image enhancement by fusion of linear transformation and local equalization

WEI Yanping*

(School of Information and Artificial Intelligence, Nanchang Institute of Science and Technology, Nanchang 330108, China)

Abstract: Aiming at improving the effect of infrared image, increasing its contrast and clarity and enriching its edge and detail information, an infrared image enhancement method by fusion of linear transformation and local equalization was proposed. According to the intensity distribution of image, adaptive piecewise linear transformation on the intensity of pixel was performed, and local histogram equalization on the image was carried out. Then, the contrast weight, saliency weight and brightness weight of the two enhanced images were calculated, respectively. Finally, multi-scale Laplace pyramid decomposition and Gaussian pyramid decomposition were performed on the enhanced images and the corresponding weights, respectively, and multi-scale linear fusion with the decomposed images and the corresponding weights were performed to obtain the final enhanced image. According to the experimental results, it is confirmed that the effectiveness of proposed method compared to existing methods, the enhanced images go with better visual effect, and the information entropy, average gradient and coefficient of variation are higher than existing methods by more than 9.03%, 23.87% and 9.97%, respectively. This study could improve infrared image enhancement performance more effectively.

Key words: image processing; contrast; coefficient of variation; pixel transformation; local histogram equalization; multiscale pyramid fusion

0 引 言

红外成像是将景物辐射或反射的红外光线进行光 电转换从而成像,广泛应用于军事、医疗和灾备等领 域,但是红外图像往往会存在亮度较暗和对比度较低 的不足,降低了红外图像的应用效果^[1]。因此,红外 图像增强非常必要,以此来改善其亮度和对比度。改

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61562063);江西省 教育厅科学技术研究项目(GJJ2202909,GJJ191092);江西省高 等学校教学改革课题(JXJG-21-27-3);南昌工学院科技计划博 士专项基金资助项目(NGKJ-22-01)

* 通信作者 : weiyp@ ncpu. edu. cn

收稿日期:2023-08-28;修回日期:2024-02-06

善红外图像效果的方法总体上包括直方图映射类方法、基于 Retinex 颜色恒常性理论的方法和基于学习框架类的增强方法^[2]。全局直方图均衡能大大地拉伸图像的对比度,但是对于平滑区域会出现过度增强、而对微小细节区域的增强不足。为了在提升全局对比度的同时,又能改善微小细节的效果,ABHISEK 等人^[3]提出了一种增强红外图像的方法,其基于平台阈值的直方图均衡化,对平滑区域的直方图进行裁剪,而对微小细节区域的直方图进行补偿。LI 等人^[4]提出基于自适应阈值裁剪的双平台直方图均衡化,但是平台阈值的确定缺乏鲁棒性,对于不同的图像难以确定最优的平台阈值。为了限制图像的过度增强效果,PAUL等人^[5]提出一阵基于自适应限幅的双子直方图均衡

算法,但是对图像的亮度和对比度的改善不明显。 CHEN 等人^[6]将高斯差分滤波器与平台直方图结合, 更好地提升图像的对比度和显著化边缘信息。YAN 等人^[7]将红外图像划分为前景和背景两部分,然后分 别进行全局直方图均衡增强,虽然对微小细节有一定 的增强效果,但是依然无法避免过度增强。SRINIVAS 等人^[8]采用 Hopfield 神经网络结构计算能量曲线,将 能量曲线分为3个区域,然后分别进行均衡化处理。

Retinex 理论认为,图像可分解为低频和高频部分,可根据各自的特征分别进行处理。GU 等人^[9]根据亮通道先验和 Retinex 模型将红外图像分解为基础 图像和细节图像,用引导滤波和全变分平滑算子去除 块效果,保持图像的局部平滑,而根据细节变化先验对 细节图像进行锐化。LUO 等人^[10]将图像分解为多尺 度的低频图像和高频图像,而对多尺度的低频图像进 行伽马校正,改善图像的亮度和对比度。对图像的低 频进行伽马校正能改善图像的亮度,但对图像的细节 增强不明显。CHENG 等人^[11]将图像拆分为入射光部 分和反射光部分,用平台直方图均衡增强入射光部分, 而对反射图像进行对比度和细节增强,然后将入射光 部分与反射光部分融合,但是所采用的多种增强技术 以及融合处理,均固定参数不变,缺乏鲁棒性。

近年来,深度学习被广泛应用于红外图像处理中。 FAN 等人^[12]设计一种突出红外图像的前景目标而抑 制背景噪声的卷积神经网络,但是通过仿真对训练数 据集进行扩充,在一定程度上失去了深度学习的意义。 在参考文献[13]中,KUANG 等人采用条件生成对抗 网络,以进一步优化图像增强效果,但是在可见光图像 上进行训练的模型,难以适用于红外图像。PANG 等 人^[14]设计了红外细节增强子网络和全局内容不变子 网络,在避免局部过增强的同时,增强图像的深度细节 特征和保持图像的空间结构。参考文献[15]中建立 了一种用于红外图像增强的渐进融合网络,利用红外 光场图像之间丰富的角度视觉来探索和融合红外增强 图像的辅助信息。基于深度学习的红外图像增强方法 虽然能在一定程度上改善图像的效果,但是受限于红 外图像数据集,缺乏鲁棒性,对于不同的图像数据,其 效果差异较大^[16-18]。

为了克服现有红外图像增强方法的缺陷,在避免 过增强的同时,更好地提高红外图像的质量,本文作者 提出了融合线性变换与局部均衡的红外图像增强方 法。对红外图像分别进行自适应的分段线性变换和局 部直方图均衡,然后对两张增强图像进行金字塔分解 和对应的加权融合,获得最终的增强图像。实验数据 以主、客观的方式证明了所提出的方法优于现有方法。

1 理论分析

本文中方法的步骤为:先对红外图像分别进行自适应的分段线性变换增强和局部直方图均衡增强,再 根据对比度特征、显著性特征和亮度分布特征分别计 算两张增强图像的权重图,然后以拉普拉斯金字塔和 高斯金字塔的方式,分别对增强图像和权重图进行分 解,最后将分解的图像与对应的权重图进行多尺度的 线性融合,获得效果理想的红外图像。

1.1 自适应的分段线性变换

分段线性变换压缩分布较少的像素所占的灰度级 区间,而拉伸分布较多的像素所占的灰度级区间,从而 实现像素对灰度级空间的近似均匀分布,一方面改善 图像的亮度,另一方面改善图像的对比度。令 *I*(*x*)为 红外图像 *I* 中灰度为 *x* 的像素,图像的灰度级数为 *L*, 灰度级 *x* 的动态范围为[0, *L*-1],像素的分段线性变 换方法见下。

(a) 获取图像 I 的直方图 h:

 $h = \{h(x) | h(x) = \text{count}(I = x)\}$ (1) 式中: h(x) 表示灰度值 x 对应的直方图中的值; count(I = x)表示统计图像 I 中灰度级为 x 的像素数。

(b)对直方图进行累计求和并进行归一化,*H*(*x*) 表示灰度级 *x* 对应于向量 *H* 中的值:

$$H = \{H(x) | H(0) = h(0),$$

$$H(x) = H(x - 1) + h(x)$$
 (2)

$$H = \frac{H}{H(L-1)} \tag{3}$$

(c)为了保证绝大部分的像素尽可能均匀地分布 于灰度级空间,将灰度级的映射目标范围[0, L-1]的 5%和95%区间分点分别作为映射范围的上、下分段点:

$$y_1 = \operatorname{round}(5\% \times L) - 1 \tag{4}$$

 $\gamma_2 = \operatorname{round}(95\% \times L) - 1 \tag{5}$

式中:round(·)为四舍五入取整函数。

(d)将直方图累计频次为5%和95%对应的灰度 级分别作为原图像灰度级的上、下分段点:

$$x_{1} = \arg_{x \in [0, L-1]} (H(x) \le 0.05 < H(x+1))$$
(6)

$$x_{1} = \arg_{x \in [0, l-1]} (H(x) < 0.05 \le H(x+1)) + 1 \quad (7)$$

$$x_{2} = \arg_{x \in [0, L-1]} (H(x) \le 0.95 < H(x+1)) \quad (8)$$

 $x_2 = \underset{x \in [0,L-1]}{\arg} (H(x) < 0.95 \leq H(x+1)) + 1$ (9) 式中:由于存在临界取值,根据 H(x) = 0.05 还是 H(x + 1) = 0.05,分段点 x_1 分別有两种定义式;同样的,根据 H(x) = 0.95 还是 H(x+1) = 0.95,分段点 x_2 也分别 有两种定义式。 (e)分段线性变换。对红外图像 *I* 中灰度级为 *x*的像素 *I*(*x*)分段线性变换,可定义为:

$$I(x) = \begin{cases} \frac{y_1}{x_1}x, (x < x_1) \\ y_1 + \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}(x - x_1), (x_1 \le x \le x_2) \\ y_2 + \frac{(L - 1) - y_2}{(L - 1) - x_2}(x - x_2), (x_2 < x) \end{cases}$$
(10)

分段线性变换的效果如图 1 所示。将处于灰度级 区间[x_1 , x_2]的近 90%的像素,根据灰度级的相对距 离,重新分布于较大的灰度级区间[y_1 , y_2],而将处于 区间[0, x_1]和[x_2 ,L-1]中少数的像素,根据灰度级 的相对距离,重新分布于较窄的区间[0, y_1]和[y_2 , L-1]。分段线性变换将图像的像素在整个灰度级动 态空间进行近似均匀的重分布,从而改善图像的亮度 和对比度。





1.2 局部直方图均衡化

一般地,统一的直方图均衡能明显地拉大图像的 对比度,但是会产生过度增强和增强不足。为克服此 缺陷,部分学者对直方图均衡方法进行改进,将图像划 分为子图像块,分别进行直方图均衡化,但是会产生放 大噪声,同时会产生块状效应。于是本文作者提出了 局部直方图均衡化方法:对每一像素I(x),令 $N_x(k)$ 为以I(x)为中心的、大小为 $k \times k$ 的邻域;对邻域 $N_x(k)$ 中的像素进行直方图均衡化,像素I(x)取对应 直方图均衡化后的像素值。方法的具体步骤见下。

(a) 对每一像素 I(x), 分别统计邻域 $N_x(k)$ 的最 小灰度值 m_x 最大灰度值 M 和直方图 h_x :

$$\begin{cases} m = \min(N_x(k)) \\ M = \max(N_x(k)) \end{cases}$$
(11)
$$h_x(x - m) = \operatorname{count}(N_x(k) = x), \\ (x = m, \cdots, M)$$
(12)

式中:min(·)和 max(·)分别取元素的最小和最大值。 (b)对直方图 h 进行均衡化:

$$H_{x} = \{H_{x}(y) | H_{x}(0) = h_{x}(0), \\ H_{x}(y) = H_{x}(y-1) + h_{x}(y)\}, \\ (y = 0, \dots, M-m)$$
(13)

(c)对均衡化后的直方图 H_x进行归一化:

$$\boldsymbol{H}_{x} = \frac{\boldsymbol{H}_{x}}{\boldsymbol{H}_{x}(\boldsymbol{M} - \boldsymbol{m})} \tag{14}$$

(d)对像素 I(x)进行灰度映射变换:

$$I(x) = m + H_x(x - m) \times (M - m)$$
 (15)

步骤(a)中参数 k 的取值,在一定程度上影响局 部对比度的提升:取值过大,微小的边缘细节得不到有 效增强;取值过小,整体对比度的提升不明显。本文中 通过实验的综合比较,取 k = 13 为最优值。

1.3 多尺度的金字塔分解与融合

分段线性变换从像素分布上提升了图像的整体对 比度,但是对局部的微小细节往往增强不足;而局部直 方图均衡化能改善微小细节的对比度,但是对全局对 比度的改善尚有欠缺。为了在改善红外图像的全局对 比度的同时,局部细节也能得到清晰显示,分别对线性 变换的增强图像和局部直方图均衡化增强的图像,根 据对比度、显著性和亮度的权重图进行多尺度的金字 塔融合,获得最终的增强图像。令线性变换的增强图 像和局部直方图均衡化的增强图像分别为*I*₁和*I*_h。 1.3.1 权重图的计算 对比度权重矩阵采用拉普拉 斯滤波 *F*₁ 的绝对值进行计算。下标 *t* 分别是 1, h。

$$\boldsymbol{w}_{\mathrm{c},t} = \left| F_{\mathrm{L}}(\boldsymbol{I}_{t}) \right| \tag{16}$$

基于对比度权重矩阵的图像融合,可以突出显示 对比度较大的像素信息。

显著性权重定义为图像的平均值与高斯平滑滤波 F_c 图像的绝对残差图像:

$$\boldsymbol{w}_{s,t} = |\operatorname{mean}(\boldsymbol{I}) - F_{G}(\boldsymbol{I}_{t})| \qquad (17)$$

基于显著性权重矩阵的图像融合,可以强调像素 的显著性特征。

一般地,效果理想的红外图像的亮度均值为灰度 级范围的中值。亮度权重矩阵采用图像与理想亮度的 差值的指数函数进行计算:

$$\mathbf{w}_{h,t} = \exp\left[-\frac{(\mathbf{I}_{t} - 0.5)^{2}}{2\operatorname{var}(\mathbf{I}_{t})}\right]$$
 (18)

式中:var(·)表示求方差。基于亮度权重的图像融合,通过权重强调亮度适应的像素在结果图像中的作用,而削弱亮度较大或较小的像素的作用,可以有效调节图像的亮度。

增强图像 I1和 I1的归一化权重图分别为:

$$W_{1} = \frac{\sum_{r \in [c,s,h]} w_{r,1}}{\sum_{r \in [c,s,h]} \sum_{t \in [l,h]} w_{r,t}}$$
(19)

$$W_{\rm h} = \frac{\sum_{r \in \{\rm c,s,h\}} \boldsymbol{w}_{r,h}}{\sum_{r \in \{\rm c,s,h\}} \sum_{r \in \{\rm c,s,h\}} \boldsymbol{w}_{r,t}}$$
(20)

1.3.2 权重图的高斯金字塔分解 高斯金字塔分解 以原图像的高斯滤波图像为第1层,后续迭代地对图 像进行下采样和高斯滤波,每一次的下采样和高斯滤 波的结果为一层,直到获得指定层次的金字塔图像。

对权重图 W,进行 n 层的高斯金字塔分解的具体 过程为:

$$\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{W},\iota}(1) = \boldsymbol{W}_{\iota} \tag{21}$$

$$P_{W,\iota}(1) = F_{G}(T_{W,\iota}(1))$$
 (22)

$$T_{W,t}(l) = S_{DS}(T_{W,t}(l-1)), (2 \le l \le n)$$
 (23)

 $P_{W,t}(l) = F_{C}(T_{W,t}(l)), (2 \le l \le n)$ (24) 式中: S_{DS} 为下采样; $T_{W,t}(l)$ 为下采样金字塔; $P_{W,t}(l)$ 为高斯分解的权重图金字塔。

...

...

1.3.3 增强图像的拉普拉斯金字塔分解

$$\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{I},t}(1) = \boldsymbol{I}_{t} \tag{25}$$

$$P_{I,\iota}(1) = F_{G}(T_{I,\iota}(1))$$
 (26)

$$T_{I,i}(l) = S_{\text{DS}}(T_{I,i}(l-1)), (2 \le l \le n)$$
 (27)

$$P_{I,t}(l) = F_{G}(T_{I,t}(l)), (2 \le l \le n)$$
(28)

$$P_{I,t}(l) = P_{I,t}(l) - S_{US}(P_{I,t}(l+1)),$$
(1 \le l \le n - 1) (29)

式中: S_{US} 为上采样; $P_{I,\iota}(l)$ 为拉普拉斯分解的图像金字塔。

1.3.4 图像的加权融合

$$\boldsymbol{f}(l) = \sum_{\iota \in [1,h]} \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{W},\iota}(l) \times \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{I},\iota}(l), \ (1 \leq l \leq n) \quad (30)$$

$$f(l-1) = f(l-1) + S_{\text{US}}(f(l)),$$

(l = n, n - 1, ..., 2) (31)

迭代最后输出的f(1)为金字塔融合的增强图像。

2 实验验证

实验环境为 I7 CPU 和 32G 内存,以相关参考文 献^[5,7,11,14]中提出的方法作为实验参照。分别根据增 强图像的视觉感知效果和增强图像的客观质量指标, 以主、客观的方式,证明本文中方法的实用性和优越 性。实验素材来源于数据集 OTCBVS Benchmark Dataset,其中包含室内和室外的红外图像、近景和远景的 红外图像。

2.1 增强图像的视觉效果

各方法对 5 个场景红外图像的增强结果如图 2 所示。各方法均能在不同程度上改善红外图像的效果。



图 2 各方法的增强图像 Fig. 2 Enhanced images of various methods

参考文献[5]中为限幅的直方图均衡化方法,在 保持较亮的前景部分基本不变的情况下,而对较暗的 背景部分的对比度有一定程度的改善,但是效果不明 显,将直方图分为前景的直方图和背景的直方图,分别 进行限幅的直方图均衡化,虽然具有一定的自适应性, 日避免了图像的过增强,但是欠增强效果较明显,图像 暗区域的增强效果非常有限,图像的整体亮度较暗。 参考文献[7]中在方法原理上类似于参考文献[5],将 红外图像分为前景部分与背景部分,分别进行直方图 均衡化,但是不进行限幅操作;从增强图像上看,参考 文献[7]中最明显的特点就是对比度较大,但是因其 不进行直方图限幅,在前景部分产生过增强,且部分暗 处的图像信息未能得到有效的增强。参考文献[11] 中将红外图像分为光照部分和细节部分,分别对其进 行平台直方图均衡化和对比度拉伸,基本上避免了图 像的过增强,但是增强图像的亮度整体偏低;对部分图 像的增强效果较好,比如图 2d2 和图 2d3,对于其余图 像的对比度增强不足,在部分暗区域产生欠增强,部分 图像信息未能正常显示。参考文献[14]中为基于内 容和细节深度学习的图像增强方法,从其增强图像可 以看出,图像的前景部分会产生失真的效果,比如图 2el 的裤子和图 2e2 的车头部分, 而背景的对比度较 低、雾霾效果比较明显。因为根据可见光图像进行学 习训练,导致其难以完全适用于红外图像。

相对地,采用本文中的方法对红外图像增强后,亮 度较为适宜,对比度较大,图像暗处的信息得到了有效 的增强,前景和背景的场景信息均得到较明显的增强。 本文中的方法将自适应的分段线性变换和局部直方图 均衡化的增强结果进行了多尺度的金字塔融合,除了 图 2f2的车头部分和图 2f5 的右下角产生少部分过增 强效果之外,本文中方法的增强性能相对于现有方法 有一定的优势。

2.2 增强图像的质量指标

本文中采用信息熵^[19]、平均梯度^[20]和变异系数 (coefficient of variation, CV)^[21]作为增强图像的质量 指标,对增强图像进行评价。信息熵度量图像的有效 信息量越大,图像的信息含量越大;平均梯度度量图像 的对比度越大,图像的对比度越大;变异系数反映像素 的离散程度,值越大,图像的边缘细节越清晰。

对应于图2,采用各方法对5个场景红外图像进 行增强后的信息熵、平均梯度和变异系数分别如表1~ 表3所示。

根据表1中增强图像的信息熵可以看出,参考文 献[5]中对原图像的信息熵的提升不明显,未能明显 增加图像的有效信息含量;参考文献[7]中对各图像

增强后的信息熵较大,明显提升图像的信息含量;而参 考文献[11]和参考文献[14]中信息熵次之,两者的信 息熵相差不大,但次于参考文献[7]和本文中方法。 相对地,本文中方法的信息熵最大,能更有效地增加图 像的有效信息含量。

表1 增强图像的信息熵 Table 1 Entropy of enhanced images

			11		°		
image	origin	reference	reference	reference	reference	our	
		[5]	[7]	[11]	[14]	method	
1	5.49	5.70	6.95	6.72	6.50	7.64	
2	5.81	5.97	6.87	6.75	6.58	7.65	
3	5.59	5.85	6.93	6.84	6.69	7.43	
4	5.35	5.76	6.95	6.73	6.54	7.40	
5	5.31	5.73	6.86	6.75	6.39	7.56	
表 2 增强图像的平均梯度							
Table 2 Average gradient of enhanced image							
image	origin	reference	reference	reference	reference	our	
		[5]	[7]	[11]	[14]	method	
1	5.29	12.0	23.7	16.7	13.0	29.7	
2	5.39	8.73	17.6	13.8	12.3	22.4	
3	4.92	10.0	19.9	14.9	11.7	24.4	

26.8 表3 增强图像的变异系数

23 0

5.09

5.52

4

5

11.8

10.2

Table 3	Coefficient	of variation	of enhanced	liman

16 4

19.9

11.8

14.1

27 8

33.2

					0	
image	origin	reference	reference	reference	reference	our
		[5]	[7]	[11]	[14]	method
1	24.8	37.9	55.3	51.5	25.6	60.4
2	22.7	31.9	53.7	52.4	26.0	59.9
3	16.2	37.9	56.5	56.4	24.6	60.4
4	16.3	30.8	57.1	55.0	24.3	62.8
5	11.6	22.5	53.2	52.1	16.9	59.8

采用各方法对不同场景的红外图像进行增强处 理后,所获得的平均梯度如表2所示。很明显,参考 文献[5]和参考文献[14]中的平均梯度较小,对图像 对比度的改善不明显;而参考文献[11]中的平均梯 度比参考文献[5]和参考文献[14]要大,但是相对原 图像的平均梯度,提升的幅度依然不明显;参考文献 [7] 中和本文中的方法平均梯度较大,能明显地提升 图像的对比度,但是参考文献[7]在前景部分会产生 过增强,破坏部分图像信息,因此其平均梯度小于本 文中方法。

采用各方法对红外图像增强后的变异系数如表3 所示。由比较可知,参考文献[14]中的变异系数较 小,增强图像的边缘细节信息较模糊;参考文献[5]中 的变异系数相对于原图像提升的幅度也不明显,所以 难以有效地显示边缘和细节信息;参考文献[7]和参

考文献[11]中的变异系数较大,两者相差不大,能在 较大程度上改善图像的边缘细节的清晰度。相对地, 本文中方法获得的变异系数更大,能更有效地提升图 像的边缘细节的清晰度。

以上增强图像的视觉感知效果以及增强图像的信息熵、平均梯度和变异系数,均证明了本文中的方法能 更理想地提升红外图像的质量,更能显著化红外图像 的边缘和细节。

3 结 论

为了更有效地改善红外图像的效果,提出了融合 线性变换和局部均衡的方法。对红外图像分别进行自 适应的分段线性变换和局部直方图均衡,然后对增强 图像进行多尺度的金字塔融合。实验数据显示,本文 中的方法能规避图像的过度增强,而且能较理想地改 善图像的亮度、对比度和边缘细节的清晰度,具有更好 的红外图像增强效果。改善提出方法的计算逻辑、降 低方法的计算复杂度,是课题组下一步的研究方向。

参考文献

- [1] TAO X Ch, ZHU T, HUANG Y L, et al. Low-quality image enhancement algorithm based on DDR GAN [J]. Laser Technology, 2023, 47(3): 322-328 (in Chinese).
 陶昕辰,朱涛,黄玉玲,等. 基于 DDR GAN 的低质量图像增强算法 [J]. 激光技术, 2023, 47(3): 322-328.
- [2] GU Zh F, CHEN C, CHEN Y, et al. Transmission prior-based enhancement method for low-lightimage[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2021, 34(10):1300-1306 (in Chinese).
 顾振飞,陈灿,陈勇,等. 基于透射先验的弱光照图像增强方法 [J]. 传感技术学报, 2021, 34(10): 1300-1306.
- [3] ABHISEK P, PRANTIK B, PARITOSH B, et al. Power-log based plateau limit histogram equalization algorithm for infrared image enhancement[C]// 2017 Tenth International Conference on Contemporary Computing (Ic3). New York, USA: IEEE Press, 2017: 38-42.
- [4] LI S, JIN W, LI L, et al. An improved contrast enhancement algorithm for infrared images based on adaptive double plateaus histogramequalization [J]. Infrared Physics & Technology, 2018, 90: 164-174.
- [5] PAUL A, SUTRADHAR T, BHATTACHARYA P, et al. Adaptive clip-limit-based bi-histogram equalization algorithm for infrared image enhancement[J]. Applied Optics, 2020, 59(28): 9032-9041.
- [6] CHEN Y, ZHANG H, ZHAO Z, et al. Ultra-fast detail enhancement for a short-wave infraredimage[J]. Applied Optics, 2022, 61(17): 5112-5120.
- [7] YAN Zh, JIANG L, YANG F, et al. Bi-histogram equalization algorithm for infrared imageenhancement [J]. Infrared Technology, 2022, 44(9): 944-950(in Chinese).
 [目哲,蒋砾,杨帆,等. 基于双直方图均衡算法的红外图像增强 [J]. 红外技术, 2022, 44(9): 944-950.
- [8] SRINIVAS K, BHANDARI A K, KUMAR P K, et al. A context-

based image contrast enhancement using energy equalization with clippinglimit[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30:5391-5401.

- [9] GU Z, JU M, ZHANG D. A novelretinex image enhancement approach via brightness channel prior and change of detail prior [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, 27(2): 234-242.
- [10] LUO G Q, CHEN J Y. Image enhancement based on improved bilateral filtering and average γ correction [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2022, 35(5):644-649(in Chinese).
 罗国强,陈家益.改进双边滤波与平均γ矫正的图像增强[J]. 传感技术学报, 2022, 35(5):644-649.
- [11] CHENG T D, LU X L, YI Q W, et al. Research on infrared image enhancement method combined with single-scale Retinex and guided imagefilter[J]. Infrared Technology, 2021, 43 (11): 1081-1088 (in Chinese).
 程铁栋, 卢晓亮, 易其文, 等. 一种结合单尺度 Retinex 与引导滤波的红外图像增强方法[J]. 红外技术, 2021, 43 (11): 1081-

波的红外图像增强力法[J]. 红外技术, 2021, 43(11): 1081-1088.

- [12] FAN Z, BI D, XIONG L, et al. Dim infrared image enhancement based on convolutional neuralnetwork [J]. Neurocomputing, 2018, 272: 396-404.
- [13] KUANG X, SUI X, LIU Y, et al. Single infrared image enhancement using a deep convolutional neuralnetwork [J]. Neurocomputing, 2019, 332: 119-128.
- [14] PANG Z X, LIU G H, LI G S, et al. An infrared image enhancement method via content and detail two-stream deep convolutional neuralnetwork [J]. Infrared Physics & Technology, 2023, 132: 104761.
- MA Y, WANG X, GAO W, et al. Progressive fusion network based on infrared light field equipment for infrared image enhancement
 [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9(9): 1687-1690.
- [16] MA J, GAO W, MA Y, et al. Learning spatial-parallax prior based on array thermal camera for infrared imageenhancement [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(10): 6642-6651.
- [17] LIU C L, TAO Y X, LUO X B, et al. Hyperspectral image classification based on hybrid convolutional neural network [J]. Laser Technology, 2022, 46(3): 355-361(in Chinese).
 刘翠连,陶于祥,罗小波,等. 混合卷积神经网络的高光谱图像 分类方法[J]. 激光技术, 2022, 46(3): 355-361.
- [18] LIUGH, YANGQ, MENGYB, et al. A progressive fusion image enhancement method with parallel hybrid attention[J]. Opto-Electronic Engineering, 2023, 50(4): 220231(in Chinese).
 刘光晖,杨琦,孟月波,等. 一种并行混合注意力的渐进融合图 像增强方法[J]. 光电工程, 2023, 50(4): 220231.
- [19] ZHENG W, LI H, AN X L, et al. 3-D PET/MRI image fusion based on ShearLab 3D transform[J]. Laser Technology, 2021, 45 (1): 86-92(in Chinese).
 郑伟,李涵,安晓林,等. 基于 ShearLab 3D 变换的 3 维 PET/MRI 图像融合[J]. 激光技术, 2021, 45(1): 86-92.
- [20] ASHIBA M, TOLBA M, EL-FISHAWY A, et al. Hybrid enhancement of infrared night vision imagingsystem [J]. Multimedia Tools & Applications, 2020, 79(9/10): 6085-6108.
- [21] LI S, JIN W, WANG X, et al. Contrast enhancement algorithm for outdoor infrared images based on local gradient-grayscale statisticalfeature [J]. IEEE Access, 2018, 6: 57341-57352.