

引用格式: LU Hao-xiang, LIU Zhen-bing, GUO Peng-yue, *et al.* Multi-scale Convolution Combined with Adaptive Bi-interval Equalization for Image Enhancement[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(10):1010002

路皓翔,刘振丙,郭棚跃,等.多尺度卷积结合自适应双区间均衡化的图像增强[J].光子学报,2020,49(10):1010002

# 多尺度卷积结合自适应双区间均衡化的图像增强

路皓翔<sup>1</sup>,刘振丙<sup>1</sup>,郭棚跃<sup>2</sup>,潘细朋<sup>1</sup>

(1 桂林电子科技大学 计算机与信息安全学院, 广西 桂林 541004)

(2 桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004)

**摘要:**为了解决红外图像对比度低、细节模糊的问题,提出了多尺度卷积结合双区间自适应亮度均衡化的红外图像增强方法.首先采用多尺度卷积对图像进行预处理;然后以最大化类内方差且最小化类间方差作为遗传算法适应度函数求解图像亮暗图层的划分阈值,并采用引入细节信息的双区间直方图进行均衡化,同时通过引入均方差和均值的灰度均匀化方式提高图像亮度;最后,将自适应受限拉普拉斯算子提取的细节图像与亮度提升的图像进行线性加权融合重构出细节边缘清晰、对比度较强的图像.采用不同场景下红外图像和细节丰富的灰度图像进行试验并与传统方法进行对比来验证该方法的有效性.本文方法处理后的图像信息熵(Entropy, En)、熵增强(Enhancement by Entropy, EME)和平均梯度(Average Gradient, AG)最大增幅分别由原来的 5.039 1、13.446 1 和 7.845 0 增加到 7.163 3、90.252 5 和 53.617 7,表明该方法具有更好的性能.

**关键词:**图像增强;对比度增强;直方图均衡化;红外图像;细节锐化;多尺度卷积

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

doi:10.3788/gzxb20204910.1010002

## Multi-scale Convolution Combined with Adaptive Bi-interval Equalization for Image Enhancement

LU Hao-xiang<sup>1</sup>, LIU Zhen-bing<sup>1</sup>, GUO Peng-yue<sup>2</sup>, PAN Xi-peng<sup>1</sup>

(1 School of Computer and Information Security, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

(2 School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of low contrast and fuzzy details of infrared image, an infrared image enhancement method based on multi-scale convolution combined with adaptive bi-interval luminance equalization is proposed. Firstly, the image is pre-processed by multi-scale convolution; Then, the threshold of image segmentation is solved by genetic algorithm, where the function of maximizing intra class variance and minimizing inter class variance is taken as its fitness function, the double interval histogram with detail information is used to equalize, and the brightness of image is improved by introducing the gray level homogenization of mean square and mean square. Finally, the image with clear details and strong contrast is reconstructed by linear weighted fusion of the detail image extracted by

**基金项目:**国家自然科学基金(No. 61866009),科技部国家重点研发项目(No. 2018AAA0102600),广西高校中青年教师科研基础能力提升项目(No.2020KY05034),桂林电子科技大学科学研究基金(No.UF20001Y)

**第一作者:**路皓翔(1991—),男,博士研究生,主要研究方向为图像处理、机器学习. Email: 646510477@qq.com

**导师:**刘振丙(1980—),男,教授,博士,主要研究方向为图像处理、深度学习. Email: zbliu@guet.edu.cn

**收稿日期:**2020-06-30; **录用日期:**2020-08-28

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

adaptive limited Laplace and the image with brightness enhancement. Compared with conventional methods in the infrared images of different scenes and gray images with abundant details to verify the validity of the proposed method, the maximum growth rates of En, EME and AG in images processed by this method increased from 5.039 1, 13.446 1 and 7.845 0 to 7.163 3, 90.252 5 and 53.617 7, respectively. The experimental results show that this method has better performance.

**Key words:** Image enhancement; Contrast enhancement; Histogram equalization; Infrared image; Detail sharpening; Multi-scale convolution

**OCIS Codes:** 100.2980; 330.1720; 100.2960

## 0 引言

红外成像技术在航空航天、海上救援和军事目标探查等领域的应用极为广泛<sup>[1-2]</sup>.然而,由于红外传感器自身属性的影响造成红外图像中背景与目标间的对比度较低、边缘较模糊<sup>[3]</sup>,同时由于场景内目标与传感器距离较远,在红外线到达传感器之前受大气热辐射等影响导致红外图像中存在明显的噪声且目标纹理信息不够突出、图像视觉效果差<sup>[4]</sup>.为了有效提高红外图像对比度、凸显图像细节特征,改善图像视觉效果,图像增强是一种行之有效的方法<sup>[5-6]</sup>.

近年来,直方图均衡化<sup>[7]</sup>和基于变换域均衡化<sup>[8-9]</sup>处理后的图像质量得到了极大的提升,受到了国内外学者的广泛关注.直方图均衡化技术是一种对比度拉伸的图像增强方法<sup>[8]</sup>,能够有效提升低质量红外图像的亮度及对比度.MAGUDE V<sup>[10]</sup>、TSAI Y W<sup>[11]</sup>和 VELUCHAMY M<sup>[12]</sup>等采用不同的阈值将原图的直方图划分为两个或多个子区间进行图像的均衡化操作,达到改善图像质量的目的.但这些方法在阈值选取时未考虑原图直方图曲线的分布,尤其当图像直方图曲线出现局部峰时增强效果较差.PARIHAR A S等<sup>[13]</sup>依据图像信息熵对原图像直方图进行子区间动态划分,虽然该算法无参数且无需指定区间划分数量,但是需要多次计算图像的信息熵增加了算法复杂度.SINGH K等<sup>[14]</sup>采用直方图剪切技术,WONG C Y等<sup>[15]</sup>采用频率加权技术,HUANG Z等<sup>[16]</sup>采用伽马函数修正增强后的直方图累计函数均可以进行图像增强操作,而这些方法适用于图像目标单一且直方图曲线波动不大的场景,能够人为主观控制图像增强的程度.GHOSH S K<sup>[17]</sup>和 ZHAO W<sup>[18]</sup>等结合最优化理论和泛函分析等理论对图像进行增强,这些方法不依赖于原直方图分布,只需按照设定的条件求解目标值即可,但其数学运算较为复杂且需要对目标直方图分布认识清晰.PRASATH S<sup>[19]</sup>和 WANG Y<sup>[20]</sup>等通过将原图像在空间上进行分块操作,然后在对每个子块独立进行均衡化处理,可以达到提升图像局部细节特征的效果,但由于这些方法在子块上进行均衡化操作会造成块状断层效应,影响图像的增强效果;此外还需要多次进行均衡化,增加了算法的复杂度.以上方法主要是以图像直方图属性为依据进行研究工作,均达到了较好的增强效果,故而直方图均衡化技术在图像去雾、医学图像处理以及目标检测等领域应用范围极广<sup>[21-22]</sup>.

基于变换域的图像增强方法<sup>[23-45]</sup>主要是采用梯度域变换和小波变换等方式变换到梯度域或小波域进行图像均衡化、增强图像<sup>[23]</sup>.梯度域主要反映了图像的细节信息,其能够等可能的在灰度级上将图像梯度值显示出来<sup>[24]</sup>.GOPINATHAN S<sup>[25]</sup>和 SHEN Lei<sup>[26]</sup>等在直方图规定化技术中引入梯度域,并采用双峰高斯函数与原图加权融合的方式进行目标图像梯度场的重构.LI S<sup>[27]</sup>和 YANG S<sup>[28]</sup>等利用图像梯度域反映图像的细节特性实现了室外图像对比度增强和模糊图像清晰化的效果.在小波域中,图像的边缘和细节特征对应高频系数,图像的背景及轮廓信息对应低频系数,故而在小波域实现图像增强主要是利用均衡化小波系数实现的.KAUR A<sup>[29]</sup>等在小波域对医学图像进行分段均衡化,得到了高质量的医学图像.BILEL S<sup>[30]</sup>在小波域利用立体内窥镜图像增强方法提高了图像质量,IQBAL M Z<sup>[31]</sup>和 NAIMI H<sup>[32]</sup>等利用双树复阈值小波变换结合其他传统方法分别实现了医学图像的去噪和增强.ZUO C<sup>[44]</sup>等利用图像分层的思想实现了红外图像的细节增强.这类方法主要用于图像的细节、纹理信息的增强,而不能改善图像的亮度和整体质量.

综上所述,为了更好地提高红外图像质量、增强图像纹理细节信息,本文结合多尺度卷积(Multi-scale convolution, MSC)图像细节特征提取、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)自适应阈值分割、双区间自适应亮度直方图均衡化在不同区间进行均衡化操作,同时通过线性加权融合的方式与自适应受限拉普拉斯算子提取的图像轮廓和细节信息进行深度融合,提出了基于多尺度卷积结合的红外图像增强算法,实现了提高

图像对比度、提升图像亮度同时增强图像纹理细节的效果。

## 1 算法原理

本文的图像增强算法流程如图 1。

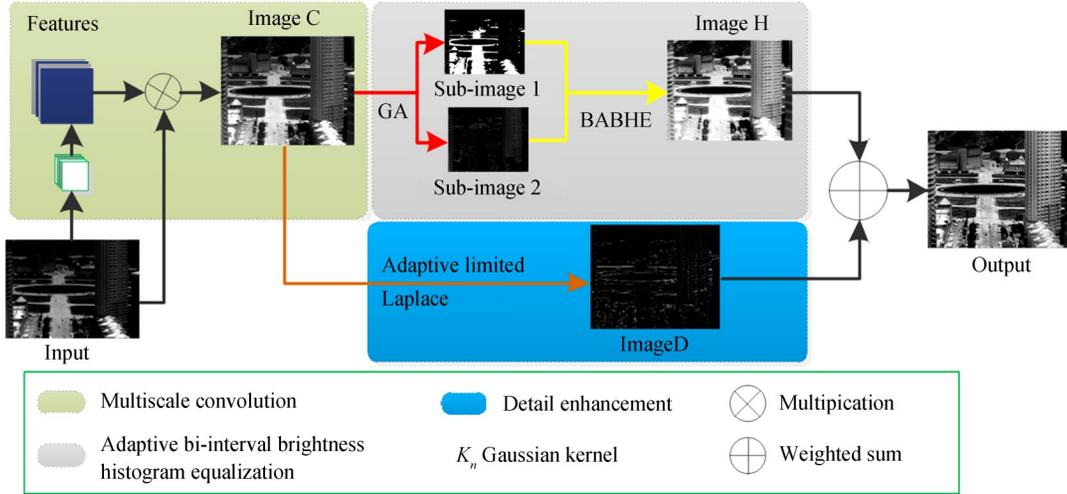


图 1 算法流程  
Fig.1 Algorithm flow

该算法主要分为四个阶段:多尺度卷积(Multi-Scale Convolution, MSC)、双区间自适应亮度均衡化(Adaptive Bi-interval Brightness Histogram Equalization, BABHE)、自适应受限拉普拉斯锐化(Adaptive Limited Laplace, ALL)和线性加权融合(Liner Fusion, LF).首先,利用6个大小、参数不同的高斯卷积核对待增强图像进行卷积提取6个尺度特征子图,借鉴加权融合直方图均衡化(Weighted fusion Histogram Equalization, WHE)思想将特征子图与原图进行线性融合得到卷积增强后的图像 Image C;然后,以最大化类内方差且最小化类间方差作为适应度函数利用GA求解阈值,将图像 Image C分为亮图层和暗图层两个子图,并利用引入细节信息的双区间直方图在两个区间进行均衡化并将均衡化后的两个图层进行线性融合,同时采用引入均值和均方差的灰度均匀化方式提高图像亮度,得到亮度提升细节保持的图像 Image H;其次,利用自适应受限拉普拉斯变换提取 Image C中目标轮廓及细节特征;最后,同样借鉴 WHE思想将目标轮廓及纹理细节图 Image C与亮度提升且细节保持图像 Image H进行加权融合,得到纹理清晰、对比度显著同时视觉效果更好的增强图像。

### 1.1 多尺度卷积

深度学习主要依赖多通道卷积操作进行样本深层细节特征提取<sup>[35]</sup>,本文借鉴深度学习中多通道卷积思想,采用6个尺度不同、卷积核大小为 $3 \times 3$ 的高斯卷积核对待增强的红外图像进行卷积操作,从6个尺度提取图像的细节特征,然后将提取的特征子图与原图进行加权融合即

$$I_C = I_{\text{Oringe}} + \beta F \quad (1)$$

式中, $I_C$ 代表融合后的图像, $I_{\text{Oringe}}$ 代表原始红外图像的灰度值, $\beta$ 代表权重因子, $F$ 代表MSC提取的图像细节特征,由多尺度卷积提取的特性 $f_i$ 构成.假设原始图像为 $f(x, y)$ ,则 $f_i$ 为

$$f_i = \sum_1^n f(x, y) * g_n[f(x, y)] \quad (2)$$

式中, $n$ 代表卷积核函数的滤波尺度数,\*代表卷积运算, $g_n(x)$ 代表卷积核的核函数,可表示为

$$g_n(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{f(x, y)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3)$$

高斯卷积核函数对目标图像的滤波半径可通过 $\sigma$ 进行调整,通过设置多个不同滤波半径构建多尺度卷积进行图像细节特征提取,红外图像细节特征提取流程如图 2。

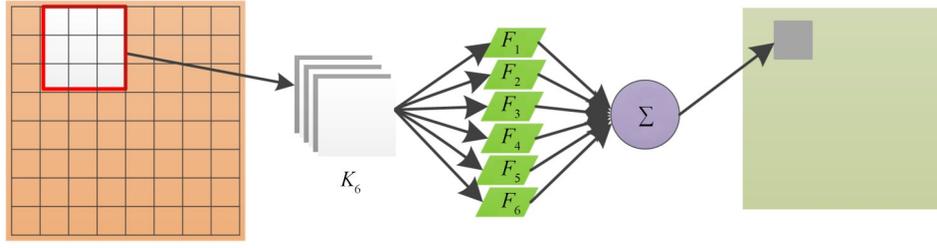


图2 多尺度卷积提取图像细节流程

Fig.2 Multi-scale convolution extraction process of image details

## 1.2 双区间自适应亮度均衡化

双区间直方图均衡化以图像灰度平均值作为阈值将图像整个灰度区间划分为两个子区间分别进行均衡化操作,显然并未考虑图像直方图的分布,这对于亮度较暗或直方图分布较密集的图像增强效果较差.此外,双区间直方图并不能很好地提升图像亮度且对图像细节增强效果较差.本文将双区间划分的阈值求解看作优化问题,采用遗传算法求解阈值并在双区间直方图均衡化算法中引入了细节信息提出了双区间自适应亮度均衡化方法,该方法主要分为阈值求解、区间直方图均衡化和灰度均匀化三个步骤.

### 步骤1:阈值求解

GA是以种群为研究对象、模拟生物遗传学的智能优化算法,能够采用并行方式处理数据达到快速求解目标函数最优解的目的<sup>[36]</sup>.其在阈值求解中适应度函数的设置至关重要,本文以图像灰度直方图曲线为依据,将最大化类内方差且最小化类间方差作为适应度函数,采用图像的直方图作为变量对适应度函数进行评估.适应度函数 $\Gamma$ 可表示为

$$\Gamma = \frac{V_{in}}{V_{out}} \quad (4)$$

式中, $V_{in}$ 表示类内方差, $V_{out}$ 表示类间方差.其中,类内方差 $V_{in}$ 为

$$V_{in} = \sum_T P_T \left[ \sum_T x \cdot h(x) - P_T \cdot \sum_T x \cdot h(x) \right]^2 \quad (5)$$

类间方差 $V_{out}$ 为

$$V_{out} = \sum_T \frac{\sum_T \left[ h(x) - \sum_T x \cdot h(x) \right]}{\sum_X h(x) \cdot \left[ X - P_T \cdot \sum_T x \cdot h(x) \right]} \quad (6)$$

式中, $T$ 表示阈值, $P_T$ 表示分割阈值的概率, $h(x)$ 表示阈值 $T$ 范围内的直方图灰度值.遗传算法实现图像分割阈值求解过程如图3.

### 步骤2:直方图均衡化

GA求解的阈值 $T$ 将图像划分为两个子区间 $X = X_B \cup X_W$ .其中, $X_B$ 区间的灰度值范围为 $[\min(X), T]$ , $X_W$ 区间的灰度值范围为 $[T, \max(X)]$ .然后,求解出两个子区间的概率密度函数

$$P_B(X_K) = \frac{n_B^K}{n_B} \quad (7)$$

$$P_W(X_K) = \frac{n_W^K}{n_W} \quad (8)$$

式中, $P_B$ 和 $P_W$ 分别表示子区间 $X_B$ 和 $X_W$ 的概率密度函数, $n_B$ 和 $n_W$ 分别表示子区间 $X_B$ 和 $X_W$ 灰度级总数, $n_B^K$ 和 $n_W^K$ 分别表示子区间 $X_B$ 和 $X_W$ 灰度值 $X_K$ 的个数.利用概率密度函数求解出两个子区间的累积密度函数

$$C_B(X_K) = \sum_{j=0}^m P_B(X_j) \quad (9)$$

$$C_W(X_K) = \sum_{j=T+1}^K P_W(X_j) \quad (10)$$

式中, $C_B$ 和 $C_W$ 分别表示子区间 $X_B$ 和 $X_W$ 的累积概率密度函数.利用累积概率密度函数求解出转换函数,由

于双区间直方图均衡化存在细节信息的丢失,在求解转换函数时引入了细节信息,即

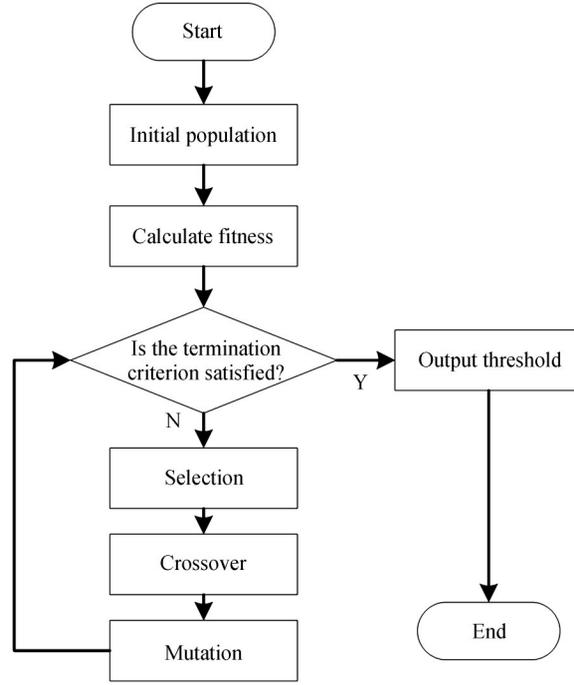


图3 遗传算法求解阈值流程

Fig.3 The process of solving threshold values by genetic algorithm

$$f_L(X_k) = \min(X) + (X_T - X_0)C_B(X_k) + X_D^B \quad (11)$$

$$f_W(X_k) = X_{T+1} + (X_{L-1} - X_{T+1})C_W(X_k) + X_D^W \quad (12)$$

式中,  $X_D^B$  和  $X_D^W$  为 log 算子提取的两个区间的纹理细节信息,  $f_L$  和  $f_W$  分别表示子区间  $X_B$  和  $X_W$  转换后的灰度值, 那么最终增强后图像  $I_H$  的灰度值  $Y$  为

$$Y = f_L \cup f_W \quad (13)$$

步骤3: 灰度均匀化

为了提升图像的整体亮度, 对图像  $I_H$  的灰度值  $Y$  在  $[0, 255]$  进行均匀化操作, 即

$$\hat{Y} = 255 \cdot \frac{(Y - M_{in})}{(M_{ax} - M_{in})} \quad (14)$$

式中,  $M_{in} = \text{mean}(Y) - \gamma \cdot \text{var}(Y)$ ,  $M_{ax} = \text{mean}(Y) + \gamma \cdot \text{var}(Y)$ ,  $\text{mean}$  和  $\text{var}$  分别是求均值和均方差操作,  $\gamma$  是权重, 用于调整图像亮度及对比度. 为了保证图像  $I_H$  灰度值  $Y'$  分布在  $[0, 255]$  之间, 需要对式(14)增加判断条件, 即

$$Y' = \begin{cases} 255 & \hat{Y} > 255 \\ 0 & \hat{Y} < 0 \\ \hat{Y} & 0 \leq \hat{Y} \leq 255 \end{cases} \quad (15)$$

### 1.3 自适应受限拉普拉斯算子

BABHE 增强处理后的图像虽亮度得到了显著提升, 但存在边缘信息模糊的问题, 因此考虑采用拉普拉斯算子提取其边缘信息<sup>[37]</sup>. 设图像灰度值为  $M$ , 锐化处理后的图像灰度值为  $M'$ , 拉普拉斯算子模板为  $L$ , 其拉普拉斯算子对图像的锐化过程为

$$M' = M \cdot L \quad (16)$$

经锐化处理后的图像细节、边缘信息更为突出. 由于拉普拉斯算子对图像对比度较大的区域比较敏感, 但不能提取对比度较低区域的细节信息, 基于此综合考虑图像梯度变换提出了自适应受限拉普拉斯锐化算子.

该算法的基本思想是利用梯度反映图像对比度变化, 将梯度平均值作为受限拉普拉斯算子的阈值, 利

用不同模板对其进行锐化操作. 设图像梯度为

$$G(x, y) = dx(i, j) + dy(i, j) \quad (17)$$

式中,  $dx(i, j)$  和  $dy(i, j)$  分别代表图像水平和垂直方向的梯度值, 其值采用中值差分方式求解, 即

$$\begin{cases} dx(i, j) = M(i+1, j) - M(i-1, j) \\ dx(i, j) = M(i, j+1) - M(i, j-1) \end{cases} \quad (18)$$

则阈值  $\hat{T}$  为

$$\hat{T} = \text{mean}G(x, y) = \text{mean}\left\{\left[M(i+1, j) - M(i-1, j)\right] + \left[M(i, j+1) - M(i, j-1)\right]\right\} \quad (19)$$

利用该阈值将图像分为两个区间, 利用不同模板对原图像进行锐化操作, 锐化后的图像  $I'_b$  为

$$I'_b = \begin{cases} I_{D1} \cdot L_a & f(x) > \hat{T} \\ I_{D2} \cdot L_b & f(x) \leq \hat{T} \end{cases} \quad (20)$$

式中,  $f(x)$  代表图像  $I_b$  灰度值,  $I'_b$  代表经过处理后的图像  $I_b$  灰度值,  $I_{D1}$  和  $I_{D2}$  分布表示图像  $I_b$  中灰度值小于阈值  $\hat{T}$  或大于阈值  $\hat{T}$  构成的矩阵.  $\hat{T}$  代表自适应受限拉普拉斯算子的阈值,  $L_a$  和  $L_b$  表示拉氏锐化算子模板. 本文将  $L_a$  和  $L_b$  分别设置为

$$L_a = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, L_b = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 \\ 4 & -20 & 4 \\ 1 & 4 & 1 \end{bmatrix}.$$

#### 1.4 线性融合

图像融合主要是将图像质量较低、细节和纹理等突出的两个或多个图像进行融合, 从而得到视觉效果更好、细节信息突出的高质量图像. 借鉴图像融合的思想, 本文将 BABHE 增强后亮度和对比度显著提升的图像  $I_H$  和 ALL 提取的图像边缘  $I'_b$  进行融合, 由线性加权融合公式可得

$$I_{\text{Output}} = \lambda I_H + (1 - \lambda) I'_b \quad (21)$$

式中,  $\lambda$  为加权系数, 且  $0 \leq \lambda \leq 1$ .

## 2 实验结果

本次实验的实验平台: CPU Intel(R) Core(TM)-i7 9700K 8核 3.6 GHz、内存为 16 G, 运行在 Windows 10 操作系统, 运行软件为 Matlab R2014a. 本文选择不同场景下亮度较暗的红外图像和细节信息丰富的灰度图像进行试验, 首先对算法中 MSC 和 BABHE 功能进行分析, 然后从定量和定性分析两个方面与传统方法进行对比分析验证本文方法的有效性. 首先对本文算法各操作进行功能分析.

### 2.1 细节实现

#### 2.1.1 多尺度卷积

MSC 主要是增强图像的细节信息, 其卷积核个数、滤波半径以及融合权值会影响图像细节增强效果, 故采用建筑物场景的红外图像进行实验实现卷积核个数、滤波半径以及融合权值的设置. 以图像的 En、边缘保持指数 (Edge Preserve Index, EPI) 和运行时间对 MSC 的性能进行评估, 其中 En 反应了图像质量的好坏, EPI 反应了图像边缘保持程度, 运行时间反应了算法的工作效率, En 和 EPI 的值越大、Time 越小说明算法性能越好. 采用不同个数不同尺度的高斯核对建筑物红外图像处理结果为依据确定 MSC 的卷积核个数和滤波半径, MSC 方法的参数和处理结果如表 1 所示. 从表中可以看出, 随着高斯卷积核个数的增加, 图像的 En、EPI 以及运行时间均增加, 说明提高了图像的质量, 但是当卷积核个数为 9 和为 6 时, 图像质量提高不明显反而运行时间较长, 故而卷积核的个数设为 6, 卷积半径设置为 0.1、0.3、0.5、0.7、0.9 和 1.

融合权重  $\beta$  的设定会对图像质量造成影响, 通常取值为 0.5~0.9, 本文采用建筑物红外图像进行融合实验确定权重  $\beta$ , 实验结果如图 4 所示. 从图中可以看出,  $\beta$  为 0.5 和 0.6 是图像的亮度较暗且细节不够突出;  $\beta$  为 0.8 和 0.9 时图像亮度得到明显提升, 但存在局部过曝光;  $\beta$  为 0.7 时, 图像亮度曝光适中且细节突出, 故而本文将权重  $\beta$  设为 0.7.

表1 不同参数下MSC运行时间及处理后图像的En、EPI  
Table 1 Running time of MSC with different parameters and En、EPI of images processed by MSC

Kernels	Scales	En	EPI	Time
3	0.1, 0.5, 1	5.63	4.20	0.28
6	0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 1	6.39	4.96	0.53
9	0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.9, 1	6.41	5.01	0.81

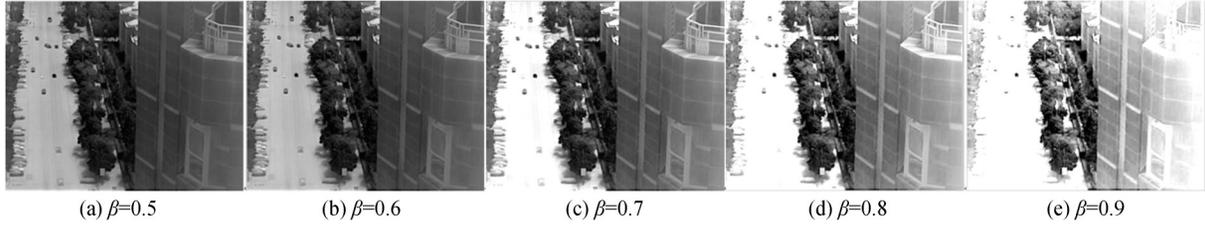


图4  $\beta$ 为不同值时图像融合结果  
Fig.4 Image fusion result with different  $\beta$

为了进一步验证MSC操作的有效性,采用建筑物红外图像进行实验,其中MSC的高斯核函数滤波半径分别设置为0.1、0.3、0.5、0.7、0.9和1,线性融合的权重设为0.7.图5给出了建筑原始红外图像在融合边缘

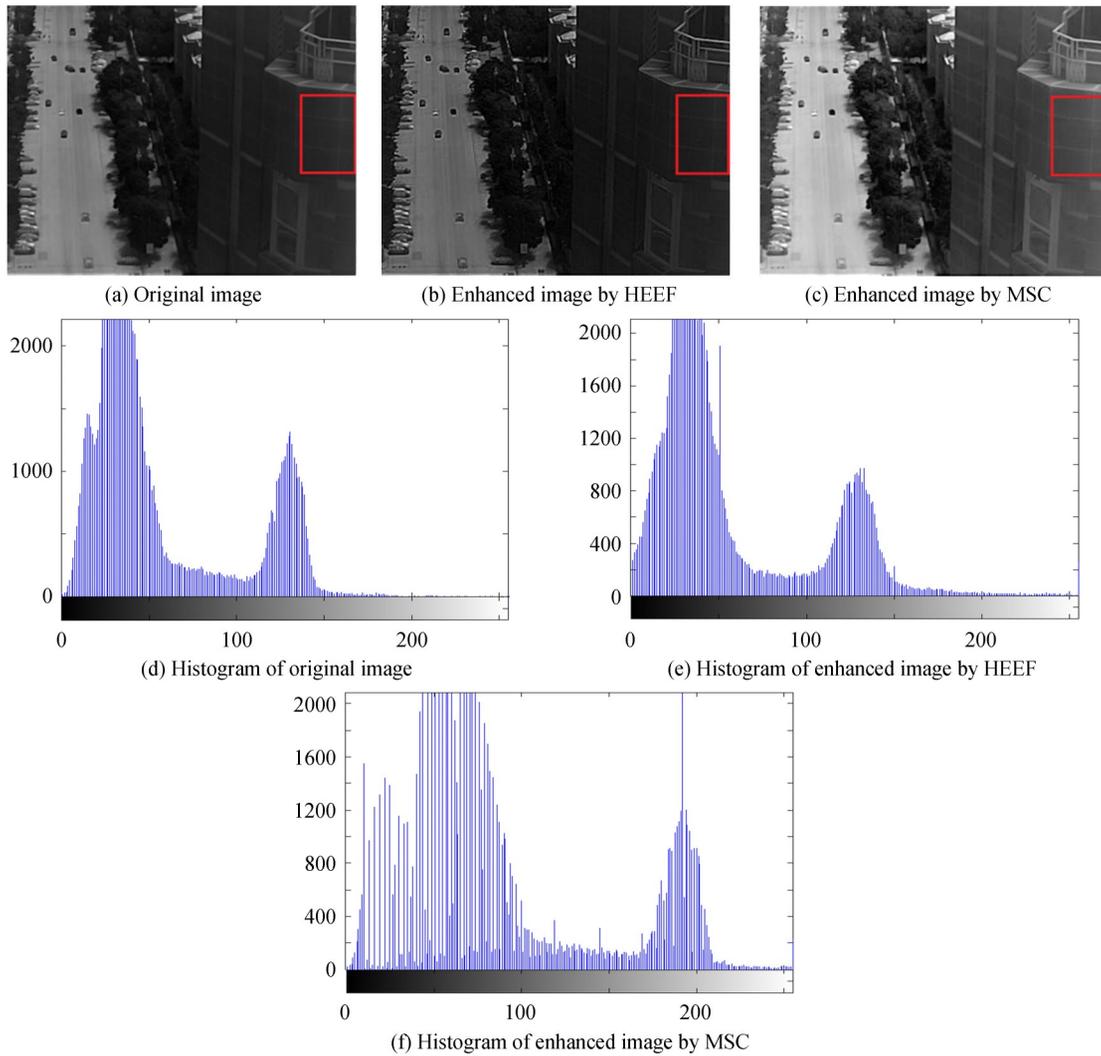


图5 建筑物原始红外图像、不同方法增强结果及其直方图  
Fig.5 Original infrared images of building, enhancement results by different methods and their histograms

信息的直方图均衡化算法(Histogram Equalization with Edge Fusion, HEEF)和MSC的增强结果及其对应的直方图,其中第一列为原始图像、第二和三列分别为HEEF和MSC增强结果。

从图5(a)~(c)可看出,建筑物红外图像经HEEF和MSC处理后更为清晰、图像质量均得到了提升,相比于原图像两种方法均具有较好的增强效果。与HEEF算法相比,MSC处理后的图像亮度均得到了提升。从图5(d)~(f)图像直方图也可得出同样的结论,建筑物红外图像直方图在灰度值200左右后几乎没有分布,经过MSC处理后图像A的灰度值在200后仍有分布,说明MSC可扩展图像灰度值分布情况。在细节增强方面,以建筑物红外图像中红色框为例说明,原图中建筑物分界线模糊,经过MSC处理后建筑物上线条清晰且凸显。实验结果表明,MSC能够在提高图像亮度的同时增强图像细节。

### 2.1.2 双区间自适应亮度均衡化

BABHE充分考虑图像直方图分布并利用遗传算法进行区间的划分同时在两个区间引入细节信息进行增强操作,使得图像能够在提升对比度和亮度同时不丢失细节信息。

在BABHE的灰度均匀化阶段中 $\gamma$ 的值会对影响图像亮度,故而采用建筑物场景红外图像对其进行确定,设定种群大小为 $M=10$ ,交叉概率为 $P_c=0.4$ ,变异概率为 $P_m=0.7$ ,最大迭代次数为 $N_{\max}=150$ ,收敛参数 $\epsilon=0.0001$ 。不同 $\gamma$ 值下,BABHE实现图像增强图像的AG、EME和En如表2所示。从表中可以看出,当 $\gamma$ 小于0.9时,随着 $\gamma$ 的增加BABHE对于图3建筑物红外图像增强结果的AG、EME和En逐渐变大,当 $\gamma$ 为0.8时,图像的AG、EME和En均取得最大值;而 $\gamma$ 为0.9和1时,图像的AG、EME和En反而降低,故而本文 $\gamma$ 取0.8。为进一步验证BABHE的有效性,采用建筑物场景图像进行验证实验并与HEEF和亮度保持双直方图均衡化(Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization, BBHE)的增强效果进行对比,实验结果如图6和表3所示。

表2 不同 $\gamma$ 下BABHE增强图像的AG、EME和En  
Table 2 AG, EME, and En of enhanced images by BABHE with different  $\gamma$

$\gamma$	AG	EME	En
0	3.435 3	4.369 8	5.360 3
0.1	3.436 8	4.370 0	5.444 5
0.2	3.444 0	4.421 2	5.598 6
0.3	3.685 0	4.632 8	5.685 6
0.4	4.232 0	5.002 1	6.002 3
0.5	4.498 5	5.332 3	6.112 3
0.6	4.902 1	5.952 0	6.399 8
0.7	5.253 6	6.232 9	6.860 0
0.8	<b>6.360 2</b>	<b>7.033 4</b>	<b>7.368 8</b>
0.9	4.553 6	5.369 8	6.998 5
1	4.033 2	5.332 0	6.523 0

从图6(a)可看出,经HEEF增强后图像亮度仍较暗,BBHE增强后图像亮度有了提升但局部增强不明显,经过BABHE处理后图像亮度得到了较明显提升。从表4中可看出,原建筑物红外图像平均灰度为57、灰度级个数为232个、信息熵为6.6357。原建筑物红外图像经HEEF、BBHE和BABHE增强后图像平均灰度分别为46、68和88,灰度级个数为254、256和256,信息熵分别为6.5543、7.2724和7.3688,显然BABHE可提升图像的平均灰度即提升图像亮度。在细节增强方面,以图像蓝色区域为例,从图6(b)可看出经HEEF、BBHE增强后图像中建筑物轮廓模糊,但经BABHE处理后图像建筑物轮廓清晰、对比度高。从表1中各图像信息熵可看出经过HEEF处理后存在信息丢失、降低了图像质量,BBHE和BABHE处理后的图像En增加且后者较大,说明BBHE和BABHE均可提高图像质量且后者图像质量更高。

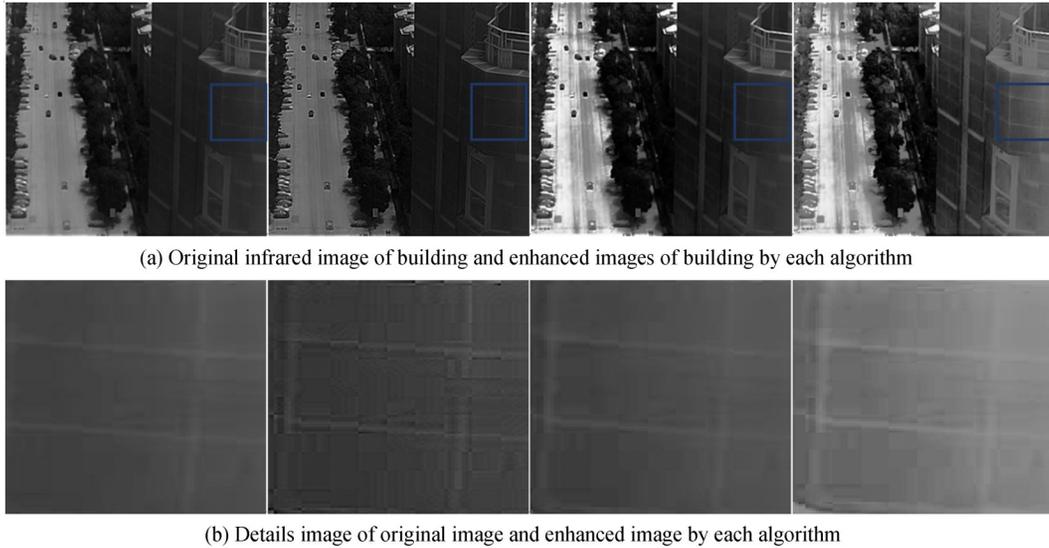


图6 建筑物红外图像的增强效果及局部细节图  
Fig.6 The enhancement effect and local detail image of the infrared images of building

表3 各算法对增强处理后图像质量的客观评价

Table 4 Objective evaluation of image quality after enhancement processing by each algorithm

	Original image	HEEF	BBHE	BABHE
Average grays	57	46	68	88
Number of gray levels	232	254	256	256
En	6.635 7	6.554 3	7.272 4	7.368 8

### 2.1.3 线性融合

LF主要是为了将各具特点的两张图像或多张进行线性叠加,从而获得高质量的图像.然而在LF中权值的设定会对最终的融合图像产生较大的影响.相关文献表明,LF的权值设置在0.5~0.9时效果最好.为了确定权值 $\lambda$ ,本文采用建筑物场景红外图像在不同 $\lambda$ 下进行试验,实验结果如图7所示.从图中可看出,权重 $\lambda$ 的设置可以对图像的亮度和细节增强产生影响.当 $\lambda=0.5$ 和 $\lambda=0.6$ 时,图像亮度较暗;当 $\lambda=0.8$ 和 $\lambda=0.9$ 时,图像存在细节信息丢失和明显的过曝光;当 $\lambda=0.7$ 时,图像的亮度适中且细节信息丰富,故而本文将权重 $\lambda$ 设置为0.7.

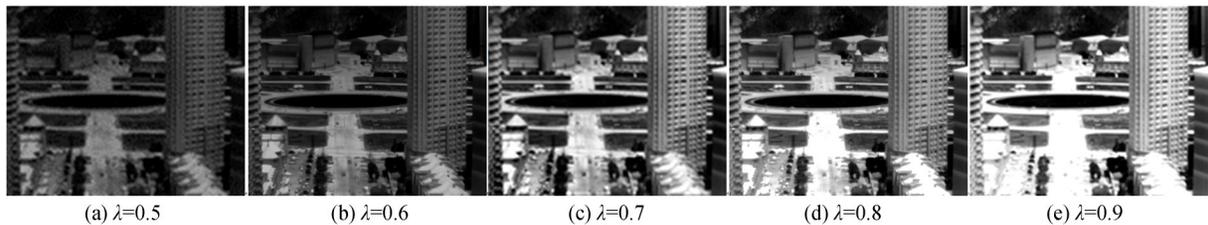


图7  $\lambda$ 为不同值时图像融合结果  
Fig.7 Image fusion result with different  $\lambda$

## 2.2 总体分析

本文采用边缘明显的建筑物和目标单一的人体红外图像、细节信息丰富的灰度图像进行增强实验,从定量和定性两个方面对本文算法性能进行分析,并与BBHE<sup>[38]</sup>、DOTHE<sup>[39]</sup>、RLBHE<sup>[40]</sup>、FCCE<sup>[41]</sup>、Wan<sup>[42]</sup>和HEEF<sup>[43]</sup>进行对比验证该算法的有效性.

### 2.2.1 定性分析

#### 1) 红外图像增强结果

图8给出了不同方法对边缘轮廓明显的建筑物红外图像增强结果.从图中可看出,在整体效果上,

DOTHE、FCCE和Wan算法可提升图像亮度,但DOTHE和FCCE处理后的图像存在过曝光且边缘模糊、Wan处理后的图像存在模糊;RLBHE、BBHE和HEEF对图像的增强效果不够明显、亮度仍偏暗,说明这两个算法处理后的图像质量虽有改善,但对比度仍较低.在局部细节方面,以两幅图片中黄色框为例说明,从图8中的细节放大图可看出,DOTHE、BBHE、FCCE和本文方法处理后的图像细节信息清晰,但BBHE和RLBHE处理后的细节图亮度较暗;HEEF处理后的细节图亮度仍较暗和Wan处理后的细节图较模糊.经本文方法处理后图像A黄色框内窗户和图像B黄色框内道路曝光适中且清晰可见.因此,本文算法相比于对比方面具有较好的增强效果,提高了图像的亮度和全局对比度,实现图像细节增强、改善图像质量.

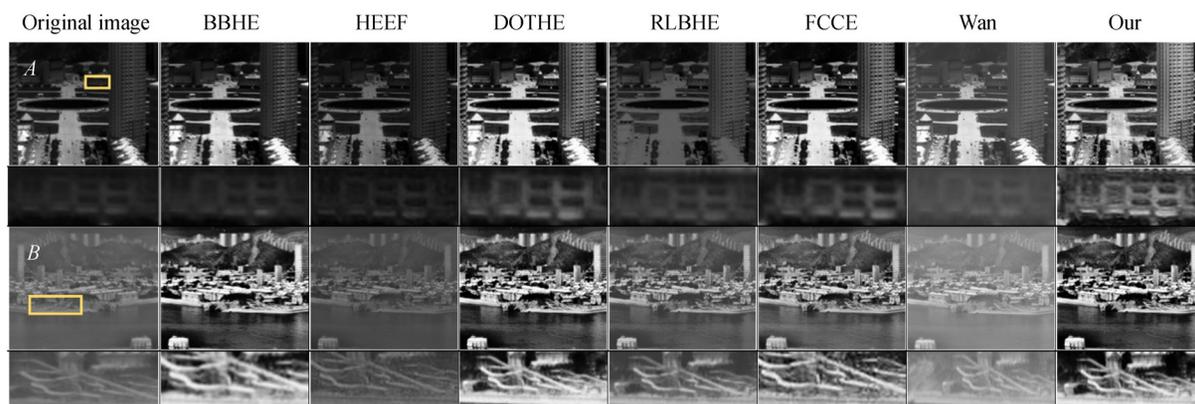


图8 不同算法对建筑物红外图像的增强效果  
Fig.8 The enhancement effect of different algorithms

图9给出了不同方法对目标单一的红外图像增强结果.在整体效果上,HEEF处理后的图像亮度较暗,BBHE、DOTHE、FCCE和Wan处理后的图像亮度得到了明显的提升,但RLBHE和DOTHE处理后的图像存在过曝光、Wan处理后的图像较模糊、BBHE和RLBHE处理后的图像亮度较暗.在细节增强方面,从图9的第二和第四行中可以看出,BBHE处理后的图像D细节图中存在过曝光、RLBHE和HEEF处理后的图像C和图像D细节图仍较暗,DOTHE、FCCE和Wan处理后的图像细节图亮度提升明显,但仍较模糊.本文方法处理后图像C和D黄色框曝光适中且清晰可见,说明相比于其他方法本文方法具有更好的增强性能.



图9 不同算法对目标单一的红外图像的增强效果  
Fig.9 The enhancement effect of different algorithms

## 2) 灰度图像增强结果

图10给出了细节纹理特征丰富的人和动物两张灰度图像在不同算法下增强的整体效果和局部细节效果图.从图中可看出,DOTHE、FCCE和Wan处理后的图像亮度得到了提升但DOTHE和Wan处理后图像E和F黄色框仍模糊,FCCE处理后图像E和F黄色区域对比度较低尤其图像F黄色框内鹅的脚仍模糊不清.RLBHE、HEEF和BBHE处理后的图像偏暗,对比度较低;对图像F,HEEF处理后羽毛纹理相对凸显但

脚仍看不清,而BBHE处理后鹅的脚仍模糊不清且羽毛纹理几乎没有、RLBHE处理后图像细节丢失严重.本文方法增强处理后,图像E和F的亮度和对比度均得到提升,改善了图像整体的视觉效果.在细节增强方法,图像E黄色区域经本文方法处理后人头像区域明显,图像F黄色框内鹅的脚凸显、羽毛纹理清晰.

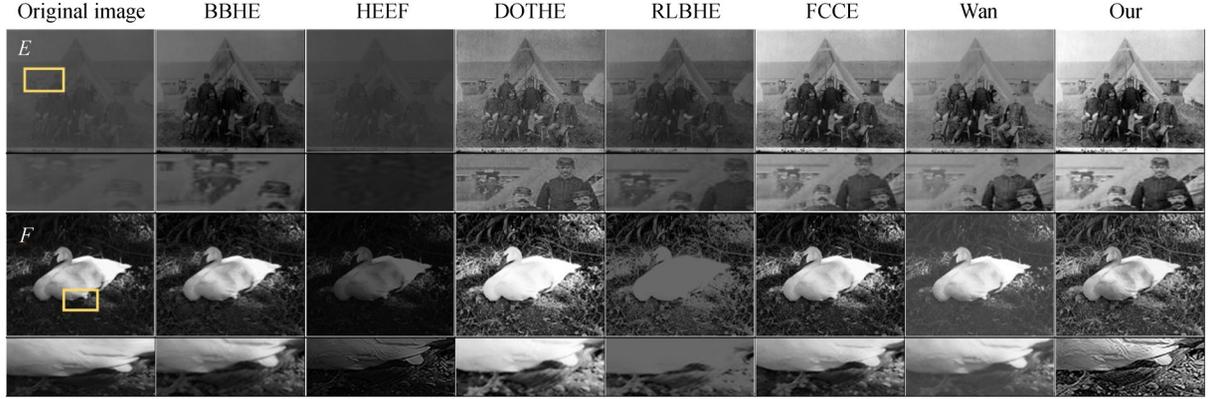


图10 不同算法的灰度图像增强效果  
Fig.10 The enhancement image of different algorithms

### 2.2.2 定量分析

AG反应了图像的灰度变化率和图像的亮度,表征图像细节信息的丰富程度.通常其值越大,图像包含的细节信息越丰富.AG计算表达式为

$$AG = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{[\nabla_x F(i,j)]^2 + [\nabla_y F(i,j)]^2} \quad (22)$$

式中,AG表示图像平均梯度, $\nabla_x F(i,j)$ 表示 $F(i,j)$ 沿 $x$ 方向的差分, $\nabla_y F(i,j)$ 表示 $F(i,j)$ 沿 $y$ 方向的差分, $M$ 和 $N$ 表示图像的宽和高.

En表征图像的平均信息量,灰度值在 $[0, 255]$ 之间的图像信息熵最大值为8,一般信息熵越大说明图像质量越好,En计算表达式为

$$En = - \sum_{i=0}^{255} p(i) \log_2 p(i) \quad (23)$$

式中, $H$ 表示图像信息熵, $i$ 表示图像灰度值, $p(i)$ 是图像灰度值 $i$ 在整幅图像中出现的概率.

EME表征图像中最亮与最暗灰度值间的差异,反应了图像的对比度.通常,EME越大,图像的对比度越大,说明图像增强效果越显著.假设图像分成 $k_1 \times k_2$ 个模块, $I_{\max; k, l}^w$ 、 $I_{\min; k, l}^w$ 表示中心灰度值坐标为 $(k, l)$ 的灰度最大值和最小值,则EME计算表达式为

$$EME = \max \left( \frac{1}{k_1 k_2} \sum_{l=1}^{k_2} \sum_{k=1}^{k_1} 20 \ln \frac{I_{\max; k, l}^w - I_{\min; k, l}^w}{I_{\max; k, l}^w + I_{\min; k, l}^w + C} \right) \quad (24)$$

此外,运行时间主要用于衡量算法处理图像的效率.本文主要从AG、En、EME和运行时间对算法性能进行评估,表4给出了各算法运行时间 $t$ 及图像A~F的AG、En和EME.

从表4中可看出,BBHE、DOTHE、RLBHE、FCCE、Wan和本文方法均可以提高图像的AG,且本文方法增强后图像AG最大、Wan次之、HEEF最差.说明在细节增强方面,以上方法均可以增强图像的细节信息且本文方法增强效果最好、Wan次之、HEEF最差.HEEF和Wan处理后图像的En较原图降低,其他方法处理后图像的En较原图增加且本文方法处理后的图像En最大,这说明HEEF和Wan会降低图像的对比度、其他方法能够提升图像对比度且本文方法处理后的图像对比度更高.Wan处理后图像的EME较原图降低而其他方法处理后图像的EME均有提升,说明BBHE、DOTHE、RLBHE、FCCE均可以改善图像质量而Wan却降低图像质量.在运行时间方面,本文方法和Wan耗时较多而其他方法耗时较少且Wan方法耗时较多,这主要是由于本文方法和Wan均需要采用智能算法对图像进行处理而其他方法直接对图像的灰度值进行操作.综上分析,可得出本文方法可以很好解决红外图像对比度低、细节模糊和图像质量差的问题.

表4 不同算法的运行时间及处理后图像的EME、En和AG  
Table 4 Running time of different algorithms and EME, En and AG of processed image by different algorithms

Image	Evaluation index	Original	BBHE	HEEF	DOTHE	RLBHE	FCCE	Wan	Our
Image A	EME	5.219 7	6.959 3	12.022 9	8.069 1	3.893 2	7.998 5	2.144 6	<b>15.139 1</b>
	En	7.071 1	7.293 5	6.773 2	7.639 2	6.526 1	7.117 2	6.839 9	<b>7.846 8</b>
	AG	3.586 3	5.154 7	6.296 3	6.398 6	2.531 5	3.999 7	3.685 3	<b>13.718 8</b>
	<i>t</i>	—	0.632 5	<b>0.017 8</b>	11.176 6	0.867 2	0.423 0	58.029 5	16.536 5
Image B	EME	1.457 2	8.454 9	3.477 8	9.195 0	2.856 0	7.222 9	0.951 0	<b>13.466 6</b>
	En	5.820 8	7.642 5	5.690 6	<b>7.655 7</b>	6.614 2	7.535 8	5.857 8	7.525 4
	AG	2.415 9	9.283 0	4.529 0	8.876 2	4.833 9	8.196 0	2.467 7	<b>15.863 7</b>
	<i>t</i>	—	0.510 3	<b>0.012 9</b>	12.364 4	0.908 0	0.392 1	56.983 3	16.145 2
Image C	EME	1.832 2	6.415 3	2.024 7	5.273 4	1.816 7	1.655 3	1.133 2	<b>7.067 9</b>
	En	5.039 1	7.523 9	3.857 2	7.856 0	6.144 5	5.768 3	5.533 6	<b>7.163 3</b>
	AG	1.142 6	6.099 0	0.740 0	7.864 3	2.433 2	5.363 9	1.337 5	<b>11.988 4</b>
	<i>t</i>	—	0.600 2	<b>0.150 4</b>	16.010 4	1.017 2	0.446 8	52.362 3	16.688 0
Image D	EME	3.178 9	8.685 8	9.287 2	7.347 4	3.094 6	2.095 5	0.941 0	<b>17.322 8</b>
	En	5.468 1	6.895 0	5.317 3	<b>7.634 1</b>	5.589 2	5.874 1	5.409 6	7.290 4
	AG	1.782 0	5.341 9	4.156 7	5.709 2	1.243 6	2.104 9	2.203 5	<b>13.991 8</b>
	<i>t</i>	—	0.663 5	<b>0.018 5</b>	14.450 0	1.106 0	0.432 0	61.036 5	14.064 7
Image E	EME	0.821 4	7.209 9	2.063 2	6.452 3	2.391 0	4.575 7	0.767 1	<b>12.594 9</b>
	En	5.425 6	6.766 1	5.250 1	7.762 5	6.617 1	7.650 5	7.310 3	<b>7.809 1</b>
	AG	1.001 5	3.088 8	2.021 9	6.523 1	2.442 5	5.435 4	4.785 2	<b>11.516 9</b>
	<i>t</i>	—	0.234 5	<b>0.011 2</b>	9.972 4	0.869 3	0.274 0	58.258 0	10.694 6
Image F	EME	13.446 1	23.586 9	75.901 7	32.311 5	23.540 1	26.066 4	4.360 1	<b>90.252 5</b>
	En	6.587 4	7.014 2	6.321 8	7.306 8	6.409 3	7.403 0	6.331 5	<b>7.540 3</b>
	AG	7.845 0	9.748 9	22.313 3	19.900 7	11.317 3	14.236 5	6.889 9	<b>53.617 7</b>
	<i>t</i>	—	0.223 5	<b>0.006 6</b>	7.011 6	0.678 6	0.139 8	22.406 9	6.303 9

为进一步说明本文方法在各阶段具体的时耗问题,表5给出了图像A~F在各阶段的具体耗时.从表中可以看出,本文算法耗时较多阶段主要集中在自适应双区间亮度直方图均衡化阶段而其他阶段耗时较少,这主要是由于遗传算法在求解阈值时候需要多次循环迭代.

表5 本文算法各阶段运行时间  
Table 5 Running time of each stage of the algorithm in this paper

Input	MSC/s	BABHE/s	ALL/s	LF/s
Image A	0.615 9	15.485 4	0.058 7	0.376 5
Image B	0.577 8	15.504 4	0.060 3	0.001 3
Image C	0.553 3	16.032 5	0.068 5	0.033 6
Image D	0.602 3	13.336 2	0.060 3	0.065 9
Image E	0.583 8	10.048 2	0.061 7	0.000 9
Image F	0.360 3	5.881 6	0.061 4	0.000 6

图11给出了本文方法增强其他红外图像的视觉效果,其中图11(a)为原始红外图,图11(b)为本文方法增强图像.从图中可看出,本文算法在多种场景红外图像增强中均表现出了较好的性能.说明本文方法具有良好的适应性,能够有效提升图像对比度、增强图像细节信息、改善红外图像质量.

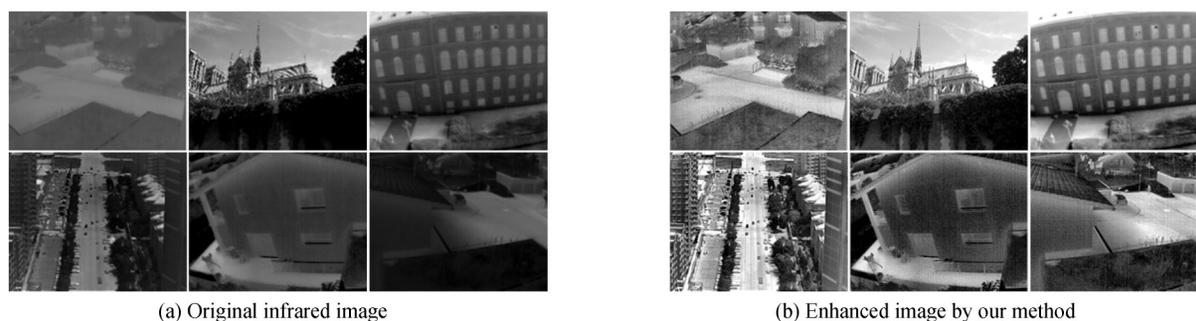


图11 本文方法增强结果对比  
Fig.11 Comparison of image enhancement effects by the method in this paper

### 3 结论

本文提出了一种多尺度卷积结合自适应亮度双区间直方图均衡化的红外图像增强方法.该方法采用多尺度卷积增强图像细节信息,自适应亮度双区间直方图增强提升图像亮度、增强图像对比度、自适应首先自适应受限拉普拉斯算子增强图像边缘及轮廓,最终通过线性融合的方式得到高质量的图像.通过不同场景下红外图像以及细节信息丰富的灰度图像增强实验并与其它算法在主观视觉感知和客观评价两方面进行对比,结果表明本方法能够提高图像亮度的同时增强图像对比度、凸显纹理细节信息.但由于该方法需要采用遗传算法求取最优解,导致算法运行时间较长、效率较低,下一阶段工作将主要解决该问题.

#### 参考文献

- [1] LI Jia, LI Shao-juan, DUAN Xiao-hu, *et al.* Infrared image enhancement based on retinex and probability nonlocal means filtering[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, **49**(4):0410003.  
李佳, 李少娟, 段小虎, 等. 基于 Retinex 理论与概率非局部均值的红外图像增强方法[J]. *光子学报*, 2020, **49**(4): 0410003
- [2] JIN Lu, LIU Shi-jian, WANG Xiao, *et al.* Classification method of small sample infrared air target based on improved relation network[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, **40**(8): 0811005.  
金璐, 刘士建, 王霄, 等. 基于改进关系网络的小样本红外空中目标分类方法[J]. *光学学报*, 2020, **40**(8): 0811005.
- [3] XIA C, LI X, ZHAO L, *et al.* Infrared small target detection based on multiscale local contrast measure using local energy factor[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, **17**(1):157-161.
- [4] LI K, LI X, CHEN P, *et al.* High reflectivity design of the one-dimensional heterostructure photonic crystal in 3 to 5 and 8 to 12  $\mu\text{m}$  infrared regions[J]. *Optical Engineering*, 2019, **58**(1):015108.
- [5] SUBRAMANI B, VELUCHAMY M. A fast and effective method for enhancement of contrast resolution properties in medical images[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, **79**(2): 7837-7855.
- [6] SHI Z, FENG Y, ZHAO M, *et al.* A joint deep neural networks-based method for single nighttime rainy image enhancement[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, **32**(7):1913-1926.
- [7] KANDHWAY P, BHANDARI A K, SINGH A. A novel reformed histogram equalization based medical image contrast enhancement using krill herd optimization[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, **56**:101677.
- [8] WANG Ren-dong, LI Hua, ZHAO Kai, *et al.* Lidar location of urban dynamic dense scene based on nuclear density estimation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, **39**(5): 0528003.  
王任栋, 李华, 赵凯, 等. 基于核密度估计的城市动态密集场景激光雷达定位[J]. *光学学报*, 2019, **39**(5): 0528003.
- [9] SAHITO F, ZHI W, AHMED J, *et al.* Wavelet domain residual proximity search for image detail enhancement[C]. Twelfth International Conference on Machine Vision, 2020.
- [10] MAGUDE V, RAVICHANDRAN C G, THIRUMURUGAN P. Brightness preserving bi-level fuzzy histogram equalization for MRI brain image contrast enhancement[J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2017, **27**(2):153-161.
- [11] TSAI Y W, CHENG F C, RUAN S J. An efficient dynamic window size selection method for 2-D histogram construction in contextual and variational contrast enhancement[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, **76**(1): 1121-1137.
- [12] VELUCHAMY M, SUBRAMANI B. Fuzzy dissimilarity color histogram equalization for contrast enhancement and color correction[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, **89**:106077.
- [13] PARIHAR A S, VERMA O P. Contrast enhancement using entropy-based dynamic sub-histogram equalization[J]. *IET*

- Image Processing*, 2016, **10**(11):799-808.
- [14] SINGH K, VISHWAKARMA D K, WALIA G S, *et al.* Contrast enhancement via texture region based histogram equalization[J]. *Journal of Modern Optics*, 2016, **63**(15):1444-1450.
- [15] WONG C Y, LIU S, LIU S C, *et al.* Image contrast enhancement using histogram equalization with maximum intensity coverage[J]. *Journal of Modern Optics*, 2016, **63**(16): 1618-1629.
- [16] HUANG Z, ZHANG T, LI Q, *et al.* Adaptive gamma correction based on cumulative histogram for enhancing near-infrared images[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, **79**:205-215.
- [17] GHOSH S K, BISWAS B, GHOSH A. A novel approach of retinal image enhancement using PSO system and measure of fuzziness[J]. *Procedia Computer Science*, 2020, **167**: 1300-1311.
- [18] ZHAO W, XU Z, ZHAO J, *et al.* Variational infrared image enhancement based on adaptive dual-threshold gradient field equalization[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, **66**:152-159.
- [19] PRASATH S, THANH D N H, THANH L T, *et al.* Human visual system consistent model for wireless capsule endoscopy image enhancement and applications[J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2020, **30**(3): 280-287.
- [20] WANG Y, PAN Z B. Image contrast enhancement using adjacent blocks based modification for local histogram equalization[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, **86**:59-65.
- [21] HASSAN N, ULLAH S, BHATTI N, *et al.* A cascaded approach for image defogging based on physical and enhancement models[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2020, **14**(5):867-875.
- [22] MAYATHEVAR K, VELUCGAMY M, SUBRAMANI B. Fuzzy color histogram equalization with weighted distribution for image enhancement[J]. *Optik*, 2020, **216**: 164927.
- [23] LIU Hui, HE Yong, HE Bo-xia, *et al.* Infrared target tracking algorithm based on multiple feature fusion and region of interest prediction[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, **48**(7):0710004.  
刘辉, 何勇, 何博侠, 等. 基于多特征融合与ROI预测的红外目标跟踪算法[J]. 光子学报, 2019, **48**(7): 0710004.
- [24] SONG S B, LIU J F, NI H Y, *et al.* A new automatic thresholding algorithm for unimodal gray-level distribution images by using the gray gradient information[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, **190**(7):107074.
- [25] GOPINATHAN S, YAMINI S. A Study on color image enhancement technique of fusion using automated histogram specification[J]. *International Journal of Computer Applications*, 2019, **182**(41):24-29.
- [26] SHEN Lei, SU Jian-zhong, GUO Zhao-min, *et al.* Design of infrared image enhancement algorithm based on unsharp mask technology[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Nankaiensis*, 2019, **52**(1):31-37.  
沈磊, 苏建忠, 郭肇敏, 等. 基于反锐化掩模技术的红外图像增强算法设计[J]. 南开大学学报:自然科学版, 2019, **52**(1):31-37.
- [27] LI S, JIN W, WANG X, *et al.* Contrast enhancement algorithm for outdoor infrared images based on local gradient-grayscale statistical feature[J]. *IEEE Access*, 2018, **6**(2), 57341-5752.
- [28] YANG S, SONG Q, GUO X, *et al.* An improved contrast fusion approach in gradient domain for low light level image enhancement[C]. *Multispectral Image Processing and Analysis*, 2020.
- [29] KAUR A, SINGH C. Contrast enhancement for cephalometric images using wavelet-based modified adaptive histogram equalization[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, **51**:180-191.
- [30] BILEL S, MOUNIR K, ALAYA C F, *et al.* Efficient enhancement of stereo endoscopic images based on joint wavelet decomposition and binocular combination[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, **38**(1):33-45.
- [31] IQBAL M Z, GHAFOOR A, SIDDIQUI A M, *et al.* Dual-tree complex wavelet transform and SVD based medical image resolution enhancement[J]. *Signal Processing*, 2014, **105**:430-437.
- [32] NAIMI H, ADAMOUM A B H, LAHCENE M. Medical image denoising using dual tree complex thresholding wavelet transform and wiener filter[J]. *Journal of King Saud University Computer and Information Sciences*, 2015, **27**(1):40-45.
- [33] TIAN Y, FAN B, WU F. L2-Net: deep learning of discriminative patch descriptor in euclidean space [C]. *IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, IEEE, 2017.
- [34] LIU S, SHI Q. Multitask deep learning with spectral knowledge for hyperspectral image classification [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2020, **52**(99):1-5.
- [35] JAFARI A, KHALILI T, BABAEI E, *et al.* A hybrid optimization technique using exchange market and genetic algorithms[J]. *IEEE Access*, 2020, **8**:2417-2427.
- [36] OSMAN O, SALLEM S, SOMMERVOGEL L, *et al.* Distributed reflectometry for soft fault identification in wired networks using neural network and genetic algorithm[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, **20**(9):4850-4858.
- [37] DAI Wen-zhen, YANG Yong. Edge detection of noisy image based on improved Gauss Laplace operator[J]. *Application Research of Computers*, 2019, **36**(8):2544-2547.  
代文征, 杨勇. 基于改进高斯-拉普拉斯算子的噪声图像边缘检测方法[J]. 计算机应用研究, 2019, **36**(8):2544-2547.
- [38] KIM Y T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1997, **43**(1):1-8.

- [39] SINGH K, VISHWAKARMA D K, WALIA G S, *et al.* Contrast enhancement via texture region based histogram equalization[J]. *Journal of Modern Optics*, 2016, **63**(15):1444-1450.
- [40] ZUO C, CHEN Q, SUI X. Range limited bi-histogram equalization for image contrast enhancement[J]. *Optik*, 2013, **124**(5):425-431.
- [41] PARIHAR A S, VERMA O P, KHANNA C. Fuzzy-contextual contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **26**(4):1810-1819.
- [42] WAN M J, GU G H, QIAN W X, *et al.* Infrared image enhancement using adaptive histogram partition and brightness correction[J]. *Remote Sensing*, 2018, **10**(5):682-716.
- [43] 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.  
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.
- [44] ZUO C, CHNE Q, LIU N, *et al.* Display and detail enhancement for high-dynamic-range infrared images[J]. *Optical Engineering*, 2011, **50**(12):895-900.
- [45] LIN Sen, CHI Kai-chen, LI Wen-tao, *et al.* Underwater optical image enhancement based on dominant feature image fusion[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, **49**(3):0310003.  
林森, 迟凯晨, 李文涛, 等. 基于优势特征图像融合的水下光学图像增强[J]. 光子学报, 2020, **49**(3):0310003.