液晶与显示
Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays
ESCI/Scopus收录
中文核心期刊
主管：中国科学院
主办：中国科学院长春光学精密机械与物理研究所
京东方科技集团股份有限公司
中国物理学会液晶分会
中国光学光电子行业协会液晶分会
主编：郭海成

结合分数阶微分及Retinex的NSCT自适应低照度图像增强

林剑萍， 廖一鹏

引用本文:
林剑萍, 廖一鹏. 结合分数阶微分及Retinex的NSCT自适应低照度图像增强[J]. 液晶与显示, 2020, 35(4): 360-373.
LIN Jian-ping, LIAO Yi-peng. NSCT adaptive low illumination image enhancement combining fractional differential and Retinex[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(4): 360-373.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.3788/YJYXS20203504.0360

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

尺度变化的Retinex红外图像增强

Infrared image enhancement method based on scale varies Retinex theory

液晶与显示. 2016, 31(1): 104-111 https://doi.org/10.3788/YJYXS20163101.0104

像素级自适应融合的夜间图像增强

Night image enhancement based on pixel level adaptive image fusion

液晶与显示. 2019, 34(9): 888-896 https://doi.org/10.3788/YJYXS20193409.0888

海域图像增强方法综述

Sea image enhancement review

液晶与显示. 2017, 32(10): 828-834 https://doi.org/10.3788/YJYXS20173210.0828

基于双边滤波的多尺度分层色调映射算法

Bilateral filter based multiscale layer tone mapping algorithm

液晶与显示. 2018, 33(9): 816-822 https://doi.org/10.3788/YJYXS20183309.0816

基于广义线性系统和非锐化掩膜的图像增强算法

Image enhancement algorithm based on generalized linear system and unsharp masking

液晶与显示. 2016, 31(10): 973-982 https://doi.org/10.3788/YJYXS20163110.0973

文章编号:1007-2780(2020)04-0360-14

结合分数阶微分及 Retinex 的 NSCT 自适应低照度图像增强

林剑萍[1],廖一鹏[2*]
(1. 阳光学院 人工智能学院,福建 福州 350015;
2. 福州大学 物理与信息工程学院,福建 福州 350108)

摘要:针对低照度图像存在亮度低、对比度低、边缘模糊等问题,首先将低照度图像 NSCT 多尺度分解,获得低频子带图像和高频子带系数;接着将低频图像采用多尺度 Retinex 提升图像亮度,借助非线性的双边滤波函数估计其照度分量,利用 Gamma 校正函数对照度分量进行校正,提高图像的动态范围,利用影响因子校正反射分量,丰富其层次性,对图像的整体轮廓进行增强;然后将高频部分用 Bayes 阈值隔离噪声,利用自适应分数阶微分对图像的边缘、纹理等细节进行增强;最后对处理后的图像进行 NSCT 重构。实验结果表明,本文算法的对比度、清晰度及信息熵与现有增强方法相比,平均提高了 10.7%、9.8%、2.3%。增强后的图像在细节、边缘保持等方面也优于现有算法,改善了图像整体的视觉效果。

关 键 词:低照度图像;图像增强;NSCT 变换;Retinex;自适应分数阶微分
中图分类号:TP391 **文献标识码**:A **doi**:10.3788/YJYXS20203504.0360

NSCT adaptive low illumination image enhancement combining fractional differential and Retinex

LIN Jian-ping[1], LIAO Yi-peng[2*]

(1. *College of Artificial Intelligence, Yango College, Fuzhou* 350015, *China*;
2. *College of Physics and Information Engineering, Fuzhou university, Fuzhou* 350108, *China*)

Abstract: Aiming to solve the low illumination images of low brightness, low contrast, and blurred edges, an NSCT (Non-Subsampled Contourlet Transform) domain images enhancement algorithm is proposed based on adaptive Retinex and adaptive fractional differential. Firstly, multi-scale NSCT decomposition of low-illuminance images is needed to obtain low-frequency subbed images and high-frequency subbed coefficients. The image brightness of low-frequency images needs to be improved by multi-scale Retinex, and using non-linear bilateral filtering function to estimate the illumination component. The illuminance component is corrected with the gamma correction functions to improve the dynamic range of the image, and the reflection component is corrected using the influence factor to enrich its hierarchy and enhance the overall outline of the image. Then, the Bayes threshold is used to

收稿日期:2019-09-13;**修订日期**:2019-12-03.
基金项目:国家自然科学基金(No.61471124, No.61601126);福建省自然科学基金(No.2019J01224)
Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61471124, No. 61601126); Provincial Natural Science Foundation of Fujian(No.2019J01224)
* 通信联系人,E-mail:fzu_lyp@163.com

isolate noise in the high-frequency part, the adaptive fractional differentiation can be used to enhance the details of the edges and textures of the image. Finally, NSCT reconstructs the processed image. The experimental results show that the contrast, sharpness and information entropy of the algorithm in this paper are improved by 10.7%, 9.8%, and 2.3% on average compared with the existing enhancement methods. The enhanced image is also superior to existing algorithms in terms of details and edge preservation, which improves the overall visual effect of the image.

Key words: low illumination images; image enhancement; NSCT transform; Retinex; adaptive fractional differential

1 引　　言

低照度图像对比度较低，细节丢失严重，不利于人眼观察和计算机视觉算法的使用。因此，有效的图像增强算法对后续图像分析和图像理解非常重要。

图像增强的主流算法包括：直方图均衡化、Retinex、分数阶微分、模糊集理论及多尺度变换等[1-2]。直方图均衡化的增强算法，整体对比度有明显提高，但会出现过增强、微弱信息被丢失的情况[3-5]。万智萍[6]等提出的结合人眼视觉特性与直方图均衡化的增强算法，改善了图像的整体视觉效果，但不可避免地出现微弱信息丢失、放大噪声以及局部信息被弱化等情况。Land[7]等人提出的 Retinex 理论被广泛用于图像增强，其中最经典的是单尺度 Retinex（Single scale Retinex，SSR）[8]与多尺度 Retinex（Multi-scale Retinex，MSR）[9]算法，它们均以高斯滤波器作为低通滤波器，虽然算法简单，但增强后的图像光晕现象严重，且算法是基于时域的增强方法，处理低照度图像时会出现细节丢失、边缘模糊等现象。Elad[10]等提出基于双边滤波（bilateral filter）的 Retinex 算法，Wang[11]等提出基于引导滤波（guided filter）[12]的 Retinex 算法，张诗[13]等提出的基于 Retinex 的引导滤波变分框架低照度图像增强算法，尽管这些滤波器具有一定的保边平滑能力，但在维持保边能力的同时难以做到对图像充分平滑，使得照度图像估计仍然存在偏差。云海姣[14]等人提出了结合直方图均衡和模糊集理论的红外图像增强，克服了过增强和局部信息被弱化等问题，但是在计算能力、去模糊化等方面的效果仍有待加强。国外学者提出多尺度理论后，基于变换域如 Wavelet 变换、Contourlet 变换及非下采样 Contourlet 变换的增强算法大批涌现。在国内，朱国庆[15]等人提出一种基于人类视觉系统的亮度掩蔽和对比度掩蔽特性的 NSCT 域红外图像增强算法，该算法能够有效地对图像局部和整体进行增强，同时能够避免产生过增强现象，但图像纹理细节还不够丰富。陈庆利[16]等人提出的基于分数阶微分的增强算法，能使纹理细节信息丰富，但整体动态范围呈现压缩趋势，不便于人眼观察。朱丹丹[17]等人提出了 Contourlet 变换和遗传算法相结合的沥青红外图像增强方法，能有效地抑制噪声，提高清晰度，但会出现“混叠”现象。曹美[18]等人提出的基于非下采样 Contourlet 变换的增强算法，并结合直方图均衡化，能有效提高图像的整体效果，同时能抑制噪声的放大，但对局部的增强不太理想；Cao[19]等人提出了基于 NSCT 和分数微分的深度图像增强与检测方法，该方法能有效地增强图像的深度和检测噪声，但在处理复杂物体和室外光线情况时仍然是一个挑战。

针对上述算法的不足，本文结合 NSCT 变换和改进的 Retinex、分数阶微分，对低照度图像进行多尺度增强处理。首先将图像 NSCT 多尺度分解，获得低频子带图像和高频子带系数，结合改进的 Retinex 算法对低频分量进行增强，提高图像轮廓的清晰度，扩展其灰度级的动态范围；然后将高频经 Bayes 阈值隔离噪声后利用自适应分数阶微分进行增强，提升图像的边缘和纹理细节；最后对处理后的图像进行 NSCT 重构，获取增强后的低照度图像。将本文算法与其他增强算法进行主观与客观的对比和分析，本文算法克服了上述算法存在的光晕现象、模糊现象、细节丢失和“混叠”等现象，改善了图像整体的视觉效果。

2 NSCT 域低照度图像增强

2.1 低照度图像 NSCT 分解

Contourlet 变换能较为理想地描述或表征光滑曲线的边缘，但不可避免地产生频谱混叠失真现象。NSCT 变换主要是通过一种迭代方式获得多分辨率、高冗余度、多方向及各向异性的表示方法[20]。在分解和重构过程中，都没有涉及到下采样，使其拥有平移不变性。NSCT 变换的结构与 Contourlet 变换类似，如图 1 所示。

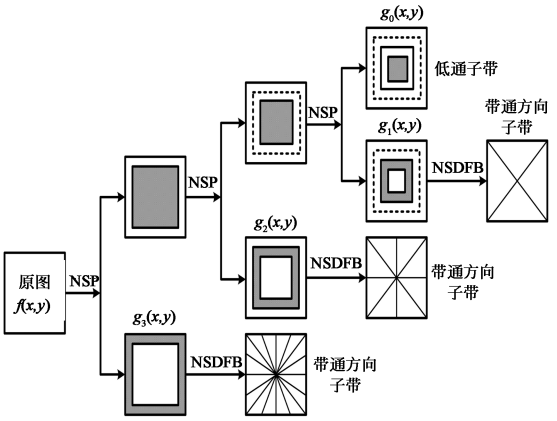


图 1 NSCT 变换三级分解结构图

Fig. 1 Three-level decomposition structure of NSCT transform

NSCT 变换根据独特滤波构造实现多尺度分解，首先由 NSP 对输入图像进行塔形分解，得到低频子带和多个带通子带，然后采用非下采样方向滤波器组(NSDFB)对各个带通子带进行多方向分解，得到多个不同方向的高频子带图像，最后得到一个低频近似图像和多个不同尺度方向的高频子带图像，而且这些图像的分辨率都和原始图像相同。

2.2 低频子带改进双边滤波 Retinex 增强

一般情况，待处理图像经过 NSCT 变换分解得到的低频分量集中反映的是大量的基本信息，也就是其轮廓，一般不含有噪声。因此，对低通子带系数处理的关键是要扩展其灰度级的动态范围。相比于传统的线性、非线性算法只能增强图像的某一特征，Retinex 算法可以在颜色恒常、对比增强、动态范围压缩等方面达到平衡，增强效果尤为显著[21]，故本文采用 Retinex 算法并加以改进。

Retinex 模型对理想图像的定义，可以表述为：

$$f(x,y)=r(x,y)\times i(x,y) \quad , \tag{1}$$

式中：$f(x,y)$为理想图像；$i(x,y)$为照度图像，其根据场景的不同照明程度而变化；$r(x,y)$为反射图像，其与场景本身的自然属性相关，通常体现的是场景的细节特征，与照度分量没有丝毫的相关性。

Retinex 图像增强的目的就是从待处理图像 f 中估计出照度图像 i，同时去除照度分量信息 i，从而分解出反射图像 r，消除或降低光照不均的影响，以改善图像的视觉效果。一般做法是：将图像转至对数域，从而将乘积关系转换为和的关系，如式(2)所示；然后归一化去除图像照度分量；将去除了照度分量的图像求指数，反变换到实数域后输出。

$$\begin{aligned}\lg[f(x,y)]&=\lg[r(x,y)\times i(x,y)]=\\&\lg[r(x,y)]+\lg[i(x,y)] \quad ,\end{aligned} \tag{2}$$

算法流程如图 2 所示。

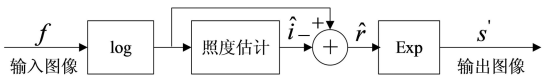


图 2 Retinex 算法流程图

Fig.2 Algorithm flow char of Retinex

一般的 Retinex 算法在对光照图像估计时，都会假设初始光照图像是缓慢变化的，即光照图像是平滑的，但实际情况并非如此，在亮度相差很大的区域边缘处，图像的光照变化是不平滑的，在这种情况下，Retinex 算法在此区域会出现“光晕”现象。

本文对 Retinex 算法进行改进，具体如下：

借助非线性的双边滤波函数估计其照度分量。通过空间邻域滤波器和值域滤波器进行光照强度的改变，双边滤波算法定义为：

$$h(x)=\chi^{-1}\int_{-}\int_{-} f(\varphi)g(\varphi,x)s(f(\varphi),f(x))d(\varphi) \quad , \tag{3}$$

归一化函数表述为：

$$\chi(x)=\int_{-}\int_{-} g(\varphi,x)s(f(\varphi),f(x))d(\varphi) \quad , \tag{4}$$

式中：$f(x)$表示原始图像在点 x 处的灰度值，

$h(x)$表示输出图像在点 x 处的灰度值，$g(\varphi,x)$表示临近点 φ 与中心点 x 之间的距离相似程度，$s(f(\varphi),f(x))$表示临近点 φ 与中心点 x 之间的灰度相似程度。双边滤波的距离相似度和灰度相似度都取参数为欧氏距离的高斯核，具体如下：

$$g(\varphi,x)=e^{-\frac{1}{2}\left[\frac{d(\varphi,x)}{\sigma}\right]^2}\quad,\tag{5}$$

式中，$d(\varphi,x)=\|\varphi-x\|$ 表示 φ 与 x 两点之间的欧式距离。

$$s(f(\varphi),f(x))=e^{-\frac{1}{2}\left[\frac{\delta(f(\varphi),f(x))}{\sigma}\right]^2}\quad,\tag{6}$$

式中，$\delta(\varphi,f)=\|\varphi-f\|$ 表示 φ 与 f 2 个灰度值之差。

照度分量表示图像的动态范围，需对其进行校正。Gamma 校正（幂律变换）是一种重要的非线性变换，是对输入图像灰度值进行指数变换，可以提高图像的动态范围，主要运用在图像增强，目标检测及图像分析等领域。本文采用 Gamma 校正函数校正照度分量。表示如下：

$$\gamma_{avg}{}'=\frac{\gamma_2-\gamma_1}{K_{avg2}-K_{avg1}}\times(K_{avg}-K_{avg1})+\gamma_1\quad,\tag{7}$$

式中：$\gamma_{avg}{}'$为校正后的照度分量，γ_1、γ_2 分别为两滤波器的照度，K_{avg}为自变量 K_{avg1}、K_{avg2} 由人为进行设定。

反射分量中也存在许多重要特征信息，适当的校正可以丰富其层次性，本文利用影响因子对其进行校正，校正公式表述为：

$$\vartheta'=\alpha\times\vartheta\quad,\tag{8}$$

式中：α 为影响因子，即增强的倍数，ϑ 为反射分量。

改进 Retinex 算法的实现如图 3 所示。先将图像转至对数域，借助非线性的双边滤波函数进行照度估计，然后利用 Gamma 校正函数，对输入图像的照度分量灰度值进行指数变换，完成照度校正；将去除了照度分量的图像求指数，反变换到实数域，利用影响因子校正其反射分量；最后将校正过的照度分量和反射分量相乘后输出。该算法增强了图像的整体轮廓，扩展其灰度级的动态范围，克服了光晕和模糊现象。

2.3　高频子带的自适应分数阶微分增强

经过 NSCT 变换分解得到的高频方向子带系数往往包括大部分的边缘信息、纹理细节及几乎全部的噪声。一般情况下，复杂纹理和细节及弱边缘特征信息出现在子带绝对值较大的系数间，故需要将其进行保留或增强处理，而噪声存在于高频子带中绝对值较小的系数中，会影响图像整体效果，需加以抑制。为了达到更为理想的增强效果，将分解得到的高频子带系数进行 Bayes Shrink 阈值处理，不同尺度、不同方向上小于阈值的系数将其置 0，对大于阈值的系数进行保留，并对保留后的系数利用改进分数阶微分算法做进一步的增强处理。

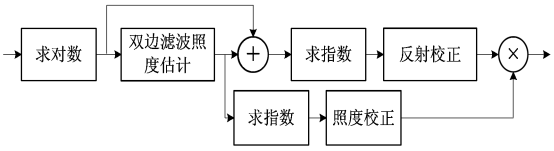


图 3　改进 Retinex 算法的实现

Fig.3　Implementation of improved Retinex

2.3.1　Bayes Shrink 阈值去噪

由 Bayes Shrink 阈值函数 T 构造得：

$$A^{j,k}(m,n)=\begin{cases}Z^{j,k}(m,n) & Z^{j,k}(m,n)\geqslant T^{j,k}(m,n)\\ 0 & Z^{j,k}(m,n)\leqslant T^{j,k}(m,n)\end{cases},\tag{9}$$

式中：$Z^{j,k}(m,n)$为第 j 尺度、第 k 方向的 NSCT 系数，$T^{j,k}(m,n)$为局部阈值，其计算公式如式(10)所示：

$$T^{j,k}(m,n)=\frac{\sigma_{j,k}^2}{\sigma_Z^{j,k}(m,n)}\quad,\tag{10}$$

式中：$\sigma_{j,k}$为噪声的标准差，$\sigma_z(m,n)$为信号的局部标准差，其计算公式如式(11)和式(12)所示：

$$\sigma_{j,k}=\frac{\operatorname{median}|Z^{j,k}(m,n)|}{0.6745}\quad,\tag{11}$$

$$\sigma_Z^{j,k}(m,n)=\sqrt{\max\left(\frac{1}{k^2}\sum_{(i,l)\in w(j,k)}\left[Z_{i,l}^2(m,n)-\sigma_{j,k}^2\right],0\right)}\quad.\tag{12}$$

2.3.2　改进分数阶微分算法

目前 Riemann-Liouville（R-L）定义、Grumwald-Letnikov（G-L）定义、Caputo 定义是比较经典的分数阶微分定义。在数字图像处理中，G-L 定义得到广泛的应用，其数学表达式为：

$${}^{GL}D^{\nu}f(t)=\lim_{h\to0}\frac{1}{h^{\nu}}\sum_{k=0}^{\frac{t-\nu}{h}}(-1)^k\times\frac{\Gamma(\nu+1)}{\Gamma(k+1)\Gamma(\nu-k+1)}f(t-kh)\nu>0\quad,\tag{13}$$

其中：D 表示此式为分数阶微积分，GL 表示该分数阶微分采用 Grumwald-Letnikov(G-L)定义，h 表示积分时间步长。

若 $f(t)$的持续期 $t\in[a,b]$，将函数持续期间$[a,b]$按单位间隔 $h=1$ 进行等分，得到：

$$n=\left[\frac{b-a}{h}\right]^{h=1}=[b-a] \quad , \tag{14}$$

则一元函数 $f(t)$的 v 阶分数阶微分差分表达式为：

$$\begin{aligned}\frac{d^{\nu}}{dx^{\nu}}f(t)\approx & f(t)+(-\nu)f(t-1)+\\ & \frac{-\nu(-\nu+1)}{2}f(t-2)+\\ & \frac{-\nu(-\nu+1)(-\nu+3)}{6}f(t-3)+\cdots+\\ & \frac{\Gamma(-\nu+1)}{n!\ \Gamma(-\nu-n+1)}f(t-n)\end{aligned} \quad , \tag{15}$$

求取 5×5 八方向的分数阶微分掩膜算子，并叠加得到图 4 所示的掩膜。

$\frac{\nu^2-\nu}{2}$		$\frac{\nu^2-\nu}{2}$		$\frac{\nu^2-\nu}{2}$
0	$-\nu$	$-\nu$	$-\nu$	0
$\frac{\nu^2-\nu}{2}$	$-\nu$	1×8	$-\nu$	0
0	$-\nu$	$-\nu$	$-\nu$	0
$\frac{\nu^2-\nu}{2}$		$\frac{\nu^2-\nu}{2}$		$\frac{\nu^2-\nu}{2}$

图 4 8 个方向偏微分叠加后的掩膜

Fig.4 Mask superposed by partial integrals of 8 directions

文献[22]、[23]证明，相较于整数阶微分，分数阶微分进行边缘检测时，不仅能够很好提取图像边缘信息，而且还能够对平滑区域的弱边缘信息有很好的保留。

(1)Otsu 算法选取最佳阈值

阈值的选取尤为关键，阈值的好坏直接决定了图像的增强效果。Otsu 算法即最大类间方差法，其鲁棒性强、实时性和精准性高[24]。但传统的二维 Otsu 算法难以精准识别图像的边缘和纹理信息。李博[25]等对传统的二维 Otsu 算法进行改进，以所选图像的梯度为对象，关联像素点与邻域像素点的信息，同时构建二维直方图，并借助整体轮廓与边缘细节的类间方差的极大值获得最优阈值。

对于待处理图像 $f(i,j)$，L 为灰度级数，$M(i,j)$为像素点(i,j)各方向上梯度平均值的集合统称，$N(i,j)$为像素点(i,j)各邻域梯度的平均值。

根据像素点的梯度值 M 和邻域平均梯度值 N(M、N 取整数)可以构成一个二元组，并用 $\overline{\omega}_0$ 和 $\overline{\omega}_1$ 分别表示两者出现的频率，则：

$$\overline{\omega}_0(s,t)=\sum_{j=0}^{s}\sum_{k=0}^{t}\overline{\omega}_{jk} \quad , \tag{16}$$

$$\overline{\omega}_1(s,t)=\sum_{j=s+1}^{L-1}\sum_{k=0}^{t}\overline{\omega}_{jk} \ , \tag{17}$$

上面两式所对应的均值 μ_0 与 μ_1 分别表述为：

$$\begin{aligned}\mu_0(s,t)&=(\mu_{0,0},\mu_{0,1})^T=\\ &\left(\sum_{j=0}^{s}\sum_{k=0}^{t}\frac{j\overline{\omega}_{jk}}{\overline{\omega}_0},\sum_{j=0}^{s}\sum_{k=0}^{t}\frac{k\overline{\omega}_{jk}}{\overline{\omega}_0}\right)^T\end{aligned} \quad , \tag{18}$$

$$\begin{aligned}\mu_1(s,t)&=(\mu_{1,0},\mu_{1,1})^T=\\ &\left(\sum_{j=s+1}^{L-1}\sum_{k=0}^{t}\frac{j\overline{\omega}_{jk}}{\overline{\omega}_1},\sum_{j=s+1}^{L-1}\sum_{k=0}^{t}\frac{k\overline{\omega}_{jk}}{\overline{\omega}_1}\right)^T\end{aligned} \quad , \tag{19}$$

由 μ_0 与 μ_1 两向量构成的二维直方图的均值 μ_T 可表述为：

$$\begin{aligned}\mu_T&=(\mu_{T,0},\mu_{T,1})^T=\\ &\left(\sum_{j=0}^{L-1}\sum_{k=0}^{L-1}j\overline{\omega}_{jk},\sum_{j=0}^{L-1}\sum_{k=0}^{L-1}k\overline{\omega}_{jk}\right)^T\end{aligned} \quad , \tag{20}$$

式中，$\overline{\omega}_{0,0}(s,t)=\sum_{j=0}^{s}\sum_{k=0}^{t}j\ \overline{\omega}_{jk}$，$\overline{\omega}_{0,1}(s,t)=\sum_{j=0}^{s}\sum_{k=0}^{t}k\ \overline{\omega}_{jk}$

由于分布在对角线位置的数值较小且对最终的结果影响不大，故可忽略不计。因此，类间的散度矩阵 $\boldsymbol{S}_B$ 即最佳阈值，可表述为：

$$\begin{aligned}\mathrm{tr}\boldsymbol{S}_B(m,n)=&\overline{\omega}_0[(\mu_{0i}-\mu_{Ti})^2+(\mu_{0j}-\mu_{Tj})^2]+\\ &\overline{\omega}_1[(\mu_{1i}-\mu_{Ti})^2+(\mu_{1j}-\mu_{Tj})^2]=\\ &\frac{[(\overline{\omega}_0\mu_{Ti}-\mu_i)^2+(\overline{\omega}_0\mu_{Tj}-\mu_j)^2]}{\overline{\omega}_0(1-\overline{\omega}_0)}\end{aligned} \ , \tag{21}$$

式中：$\mu_i=\sum_{s=0}^{m}\sum_{t=0}^{n}sp_{st}$，$\mu_j=\sum_{s=0}^{m}\sum_{t=0}^{n}tp_{st}$。

(2)确定最优阶数 v 进行自适应增强

最佳阈值 S 确定后，为使阶数具备自适应性，故构造如式(22)所示的分段函数，其思路为：当像素点的梯度幅值 $M(i,j)>S$ 时，此像素点可认定是边缘点，进行较高阶次的增强处理，且 $M(i,j)$与最优阈值 S 相差较大时，此像素可认

定是较强边缘点，取 $v=\dfrac{M(i,j)-S}{M(i,j)}$。若 $M(i,j)>S$ 且 $v\leqslant 0.7$ 时，v 取临界值 0.7；若 $M(i,j)>S$ 且 $v>0.7$ 时，被认定为强边缘，v 取 $\dfrac{M(i,j)-S}{M(i,j)}$。当像素点的梯度值 $M(i,j)$ 小于最优阈值 S 时，此像素可被认定是弱边缘，进行较低阶次的增强处理，取 $v=\dfrac{M(i,j)}{S}$，且根据大量的实验选定下限值为 5；若 $5<M(i,j)\leqslant S$ 且 $v>0.3$ 时，v 取 $\dfrac{M(i,j)}{S}$；若 $5<M(i,j)\leqslant S$ 且 $v\leqslant 0.3$ 时，v 取临界值 0.3。当像素点的梯度值 $M(i,j)$ 靠近 0 时，可以被认为平滑区域，不做任何处理。根据上述理论描述，可以设计如下自适应分数阶微分阶次 v：

$$v=\begin{cases}0 & 0<M(i,j)\leqslant 5\\ 0.3 & 5<M(i,j)\leqslant S\,\&\&\,\dfrac{M(i,j)}{S}\leqslant 0.3\\ \dfrac{M(i,j)}{S} & 5<M(i,j)\leqslant S\,\&\&\,\dfrac{M(i,j)}{S}>0.3\\ 0.7 & M(i,j)\geqslant S\,\&\&\,\dfrac{M(i,j)-S}{M(i,j)}\leqslant 0.7\\ \dfrac{M(i,j)-S}{M(i,j)} & M(i,j)\geqslant S\,\&\&\,\dfrac{M(i,j)-S}{M(i,j)}>0.7\end{cases}. \tag{22}$$

自适应分数阶微分算法的实现如图 5 所示。求待处理图像 $f(i,j)$ 像素点 (i,j) 各方向上梯度平均值的集合 $M(i,j)$，像素点 (i,j) 各邻域梯度的平均值 $N(i,j)$。利用 Otsu 算法选取最佳阈值 S，再用构造的分数阶微分的分段函数优化分数阶微分的阶数 v，再把 v 代入掩膜算子，从而实现对分解获得的高频方向子带系数进行自适应分数阶微分增强。

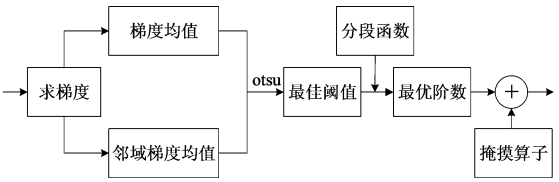


图 5　自适应分数阶微分算法的实现

Fig.5　Implementation of adaptive fractional differential algorithms

3　本文算法流程与步骤

综上分析，文中低照度图像多尺度增强算法流程如图 6 所示，具体实现步骤如下：

Step 1：经配准、校正等预处理后，采用 NSCT 变换对原始图像进行多尺度多方向的分解；

Step 2：经 NSCT 多尺度变换分解后，得到低频子带近似分量，并根据双边滤波器的特性来估计照度分量，同时反射分量与照度分量借助影响因子 α、K_{avg} 来分别进行校正，从而对低频子带系数实现改进 Retinex 算法的增强；

Step 3：求取像素梯度均值 M 和邻域梯度均值 N，根据二维 Otsu 算法选取最佳阈值 S，并通过式(18)设定的分段函数来优化分数阶微分的阶数 v，从而对分解获得的高频方向子带系数进行自适应分数阶微分增强；

Step 4：对处理后的低频子带系数和高频方向子带系数进行 NSCT 反变换，从而获得增强后的图像。

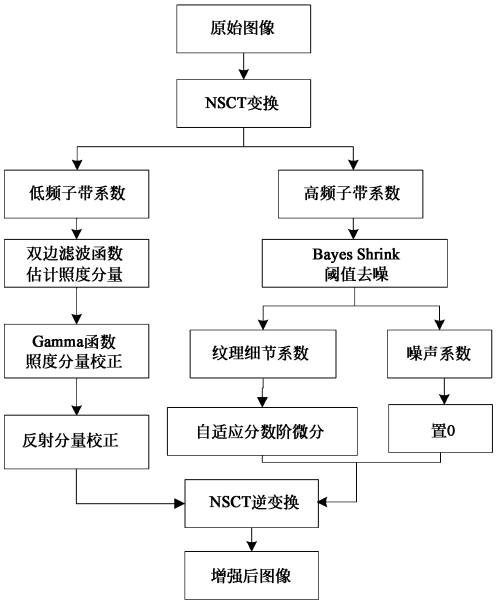
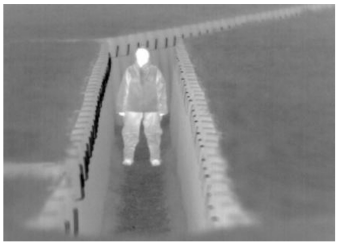


图 6　本文增强算法流程图

Fig.6　Flowchart of strengthened algorithm in this paper

4　实验仿真结果与分析

本文从 Athena 摄像机系统注册的数据库图像中，选取不同场景的 2 幅红外夜视图像和 2 幅低亮度可见光图像分别进行仿真实验，如图 7 和图 10 所示。实验在台式机(Windows 10 操作



(a) 实验图像 1
(a) Experimental image 1



(b) 实验图像 2
(b) Experimental image 2

图 7 夜视红外实验图像
Fig.7 Experimental images of night-vision infrared

系统,CPU:Pentium,RAM:4 GB)上采用 Matlab R2016a 软件进行仿真。其中,小波变换采用"db4"小波包进行 4 层分解,而 Contourlet 变换以及 NSCT 变换均采用金字塔滤波器为"9-7"滤波器,方向滤波器组采用"dmaxflat"滤波器,分解的尺度均设定为 3 级,且每一级分解后所对应的子带方向数分别为 2,4,8。实验过程中,为了更好地评判所提算法是否具有优越性,本文将此算法与 CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)算法、FD(fractional differential, $v=0.6$)算法、MSR(Multi-Scale Retinex)算法、基于 Wavelet 变换算法、基于 Contourlet 变换算法、基于 NSCT 变换算法、文献[14]算法以及文献[15]算法进行对比实验,首先从人眼视觉感知的主观角度进行效果描述,再借助对比度(CR)、清晰度(AG)以及信息熵(IE)进行客观分析。对比度大的图像通常层次感强,清晰度高,其计算公式为:

$$C=\sum_{\delta}\delta(i,j)^2 p_\delta(i,j), \tag{23}$$

其中:$\delta(i,j)=|i-j|$,即相邻像素间的灰度差,$p_\delta(i,j)$即相邻像素间的灰度差为 δ 的像素分布概率。清晰度是图像的平均梯度,可以敏感地反映图像对细小反差表达的能力,可用来评价图像的清晰程度,同时反映出图像中微小细节反差和纹理变换特征。其公式为:

$$\bar{G}=\frac{1}{(M-1)(N-1)}\times\sum_{i=1}^{M-1}\sum_{j=1}^{N-1}\sqrt{\frac{(F(i,j)-F(i+1,j))^2+(F(i,j)-F(i,j+1))^2}{2}}, \tag{24}$$

其中:F 为目标图像,M、N 分别为图像 F 的行数与列数。

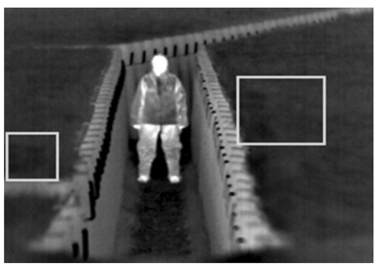
信息熵的定义为:

$$E=-\sum_{i=0}^{L-1}p_i \mathrm{lb} p_i, \tag{25}$$

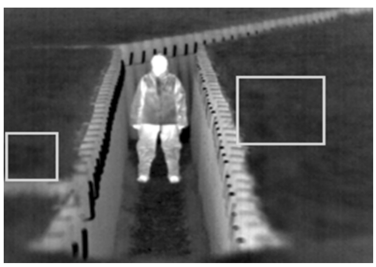
对于一幅单独的图像,可以认为其各像素的灰度值是相互独立的样本,则这幅图像的灰度分布为 $p=\{p_0,p_1,\cdots,p_i\cdots,p_{L-1}\}$,$p_i$ 为灰度值等于 i 的像素与图像总像素之比,L 为图像总像素的灰度级。

4.1 红外夜视图像增强效果分析

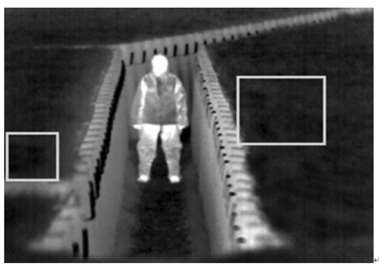
通过图 8 可以发现,图 8(a)相比于原始图像,



(a) CLAHE
(a) CLAHE



(b) FD(υ=0.6)
(b) FD(υ=0.6)



(c) MSR
(c) MSR

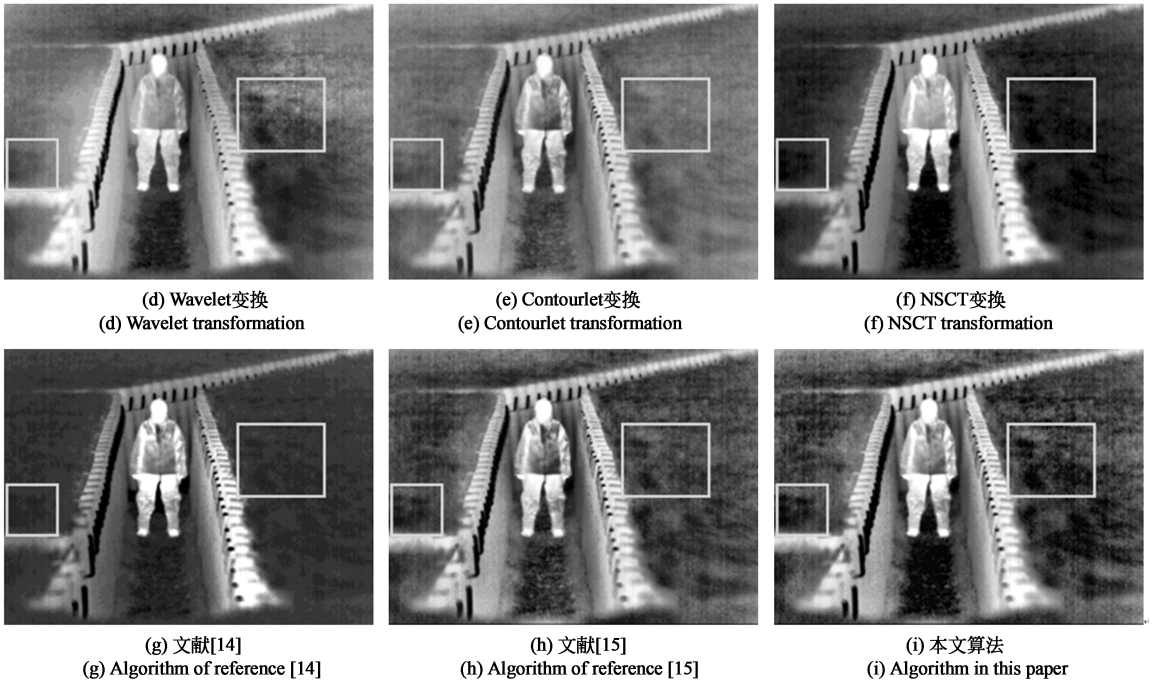


图 8　红外图像 1 用不同增强算法的效果对比图

Fig.8　Comparison map of infrared image 1 processed with different enhancement algorithms

好像去了层“雾”，目标行人也较为清晰，但筑台周边的沙堆纹理等细节不易识别；图 8(b)中的目标行人还算清晰，筑台的黑色纹理容易识别出来，但整体对比度偏暗；图 8(c)中的目标行人清晰可见，沙堆纹理也有一定凸显，但引入了部分噪声造成沙堆模糊化；图 8(d) ～(f)是基于多尺度几何变换实现的，取得了一定的效果，纹路也更为细腻，但增强效果还有待进一步提高；图 8(g)和图 8(h)相比于前面几幅图，效果更为显著，其在增强对比度的同时能保留较多的纹路信息。但本文算法(图 8(i))能更有效地改善图像的动态范围，灰度色彩更为饱满，如行人及筑台黑色条纹清晰可见，弥补了类似过增强、细节丢失、局部信息被弱化及模糊化等不足，更具有丰富的边缘、细节等特征信息，如筑台两侧的石头能清楚地辨识。

从表 1 中的数据也可以发现，各种算法的对比度、清晰度及信息熵呈现逐渐提高的态势，且本文算法的 3 个评价参数的数值均要高于其他几种增强算法，相比于增强效果较为显著的文献[15]，对比度、清晰度及信息熵分别提高了 10.4%，11.6%，2.5%。正好印证了主观上的效果评价，可以让图像看起来更自然，更符合人眼视觉的直观感受。

表 1　各种算法处理实验图像 1 后的客观数据

Tab.1　Objective data of experimental image 1 processed with various algorithms

算　法	对比度	清晰度	信息熵
CLAHE	11.61	7.94	6.85
FD(v=0.6)	12.77	8.57	6.99
MSR	13.18	8.84	7.04
Wavelet 变换	17.54	10.99	7.23
Contourlet 变换	18.31	11.13	7.33
NSCT 变换	19.33	11.25	7.38
文献 [14]	20.52	11.51	7.46
文献 [15]	30.07	15.96	7.57
本文算法	33.21	17.81	7.76

通过图 9 可以发现，相比于原始图像，图 9(a)能较好地去除“白雾”，有一定的增强效果，房屋、树木及栅栏较清晰，但路面的纹路丢失严重；图 9(b)的视觉效果还可以，且比图 9(a)具有更为丰富的路面纹理特征，但整体视觉效果有待改善；图 9(c)中的云层、房屋、树木以及栅栏清晰可见，

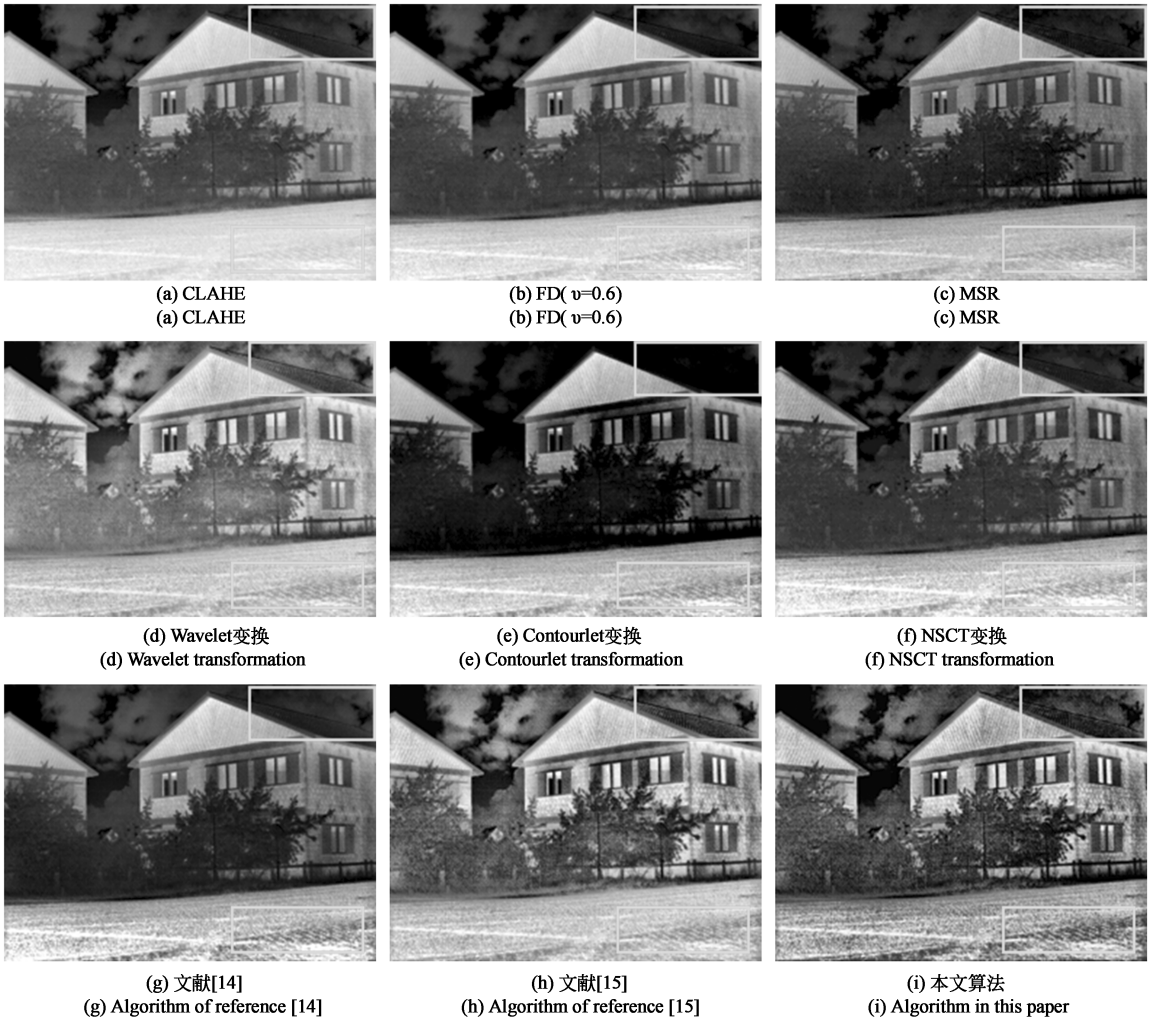


图 9 红外图像 2 用不同增强算法的效果对比图

Fig.9 Comparison map of infrared image 1 processed with different enhancement algorithms

路面纹理也有一定的凸显,但顶部背景信息偏暗;图 9(d)～(f)均取得了一定的效果,纹路也较为细腻,但动态压缩范围有待提高;图 9(g)和图 9(h)的路面纹理脉络较细致,能给人直观的画面感。但本文算法(图 9(i))整体效果更为清晰可见,且道路纹理、道路中的白带及屋顶的乌云边缘等纹理均能很好地展现给观察者。从客观角度出发,表 2 中的数据可以发现,本文算法的对比度、清晰度及信息熵也均高于其他几种增强算法,相比于文献[15],对比度、清晰度及信息熵分别提高了 9.6%,11.2%,1.4%,这对后续的识别、跟踪及特征提取极为有利。

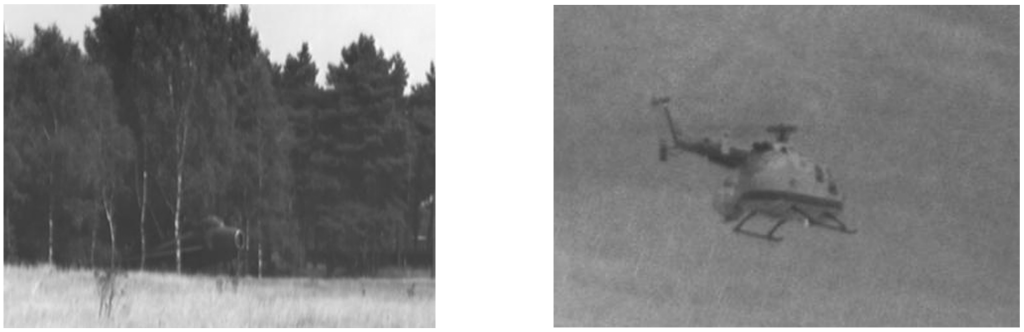
表 2 各种算法处理红外图像 2 后的客观数据

Tab.2 Objective data of infrared image 2 processed with various algorithms

算 法	对比度	清晰度	信息熵
CLAHE	19.21	10.35	7.63
FD(υ=0.6)	21.77	11.44	7.59
MSR	27.85	12.92	7.57
Wavelet 变换	28.41	13.29	6.91
Contourlet 变换	33.53	14.96	7.51
NSCT 变换	33.57	14.86	7.69
文献 [14]	34.58	16.31	7.65
文献 [15]	51.45	21.59	7.72
本文算法	56.41	24.01	7.83

4.2 低亮度可见光图像增强效果分析

与红外图像增强效果类似,图 10(a)中的原



（a）实验图像 1　　（b）实验图像 2

(a) Experimental image 1　　(b) Experimental image 2

图 10　低亮度可见光实验图像

Fig.10　Experimental images of low illumination and visible light

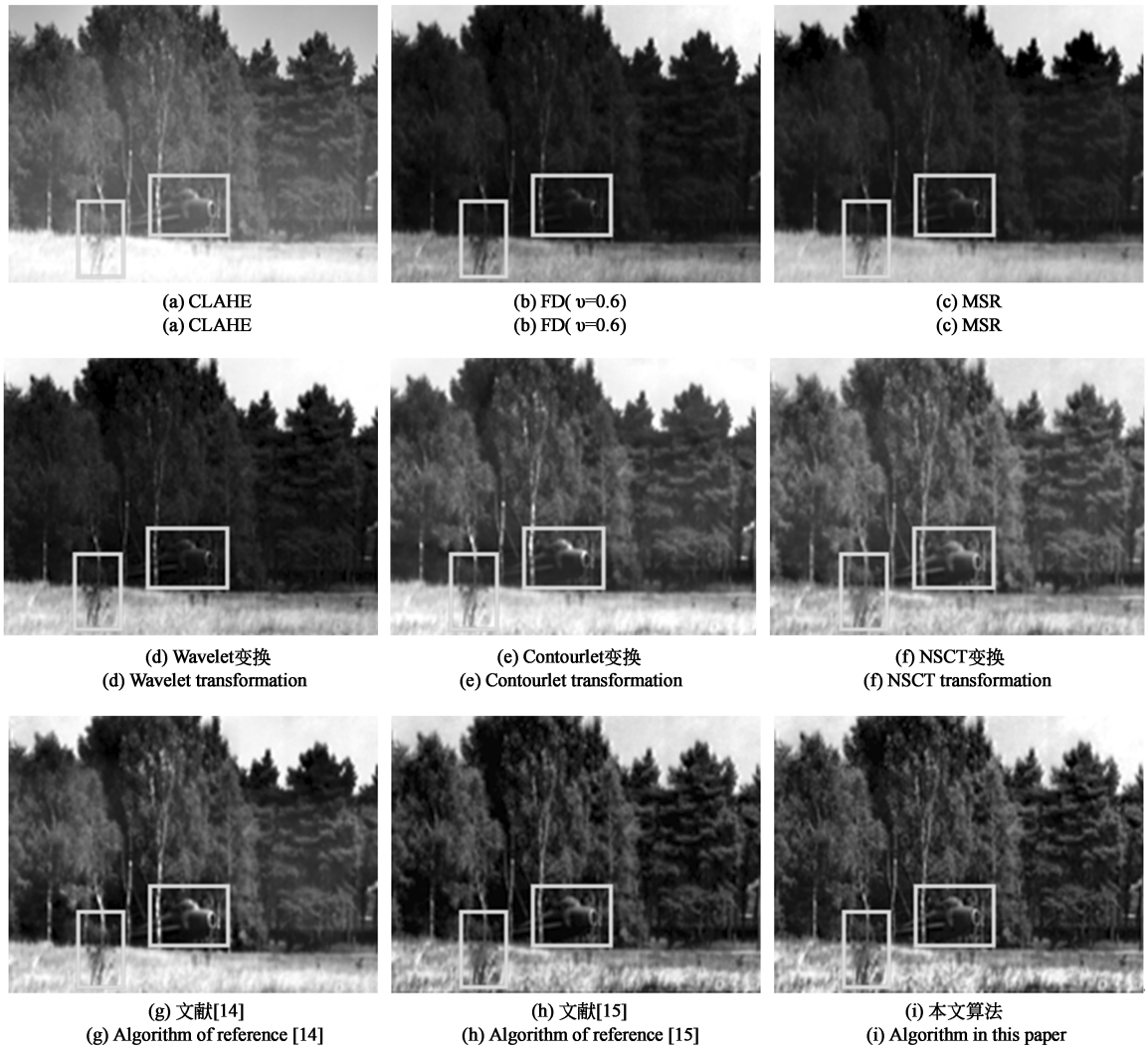


图 11　可见光图像 1 用不同增强算法的效果对比图

Fig.11　Comparison map of visible image 1 processed with different enhancement algorithms

始图像好像被蒙上了一层纱，草丛中的细节信息也被“白雾”化。处理后，通过图 11 可以发现，图 11(a)中的树丛更为明朗，且飞机也更容易观察到，与此同时，草丛的弱纹理细节呈现“白雾”化，细节丢失严重；图 11(b)能在去“雾”的同时，保留了草丛中的部分细节信息，但飞机、树丛等特征的亮度偏暗，让整体图像看起来不明朗；图 11(c)与图 11(b)相比，有相似的对比度，且纹理特征信息有所体现，但丢失了大部分的微弱信息；图 11(d) ～(f)均取得了一定的效果，草丛纹路也较为细腻，但动态压缩范围有待提高；图 11(g)和图 11(h)中的草丛纹理部分脉络较细致，有一定的“还原”作用，能给人直观的画面感，但图 11(g)的树木看起来不那么真实，会出现“闪烁”的白点，图 11(h)

表 3 各种算法处理可见光图像 1 后的客观数据

Tab.3 Objective data of visible image 1 processed with various algorithms

算法	对比度	清晰度	信息熵
CLAHE	17.01	9.44	6.58
FD($v = 0.6$)	17.18	9.68	6.76
MSR	23.25	11.74	7.31
Wavelet 变换	23.32	11.89	6.83
Contourlet 变换	28.22	14.57	7.27
NSCT 变换	31.35	16.39	7.46
文献 [14]	34.58	14.42	7.56
文献 [15]	40.32	19.26	7.46
本文算法	45.71	21.21	7.57

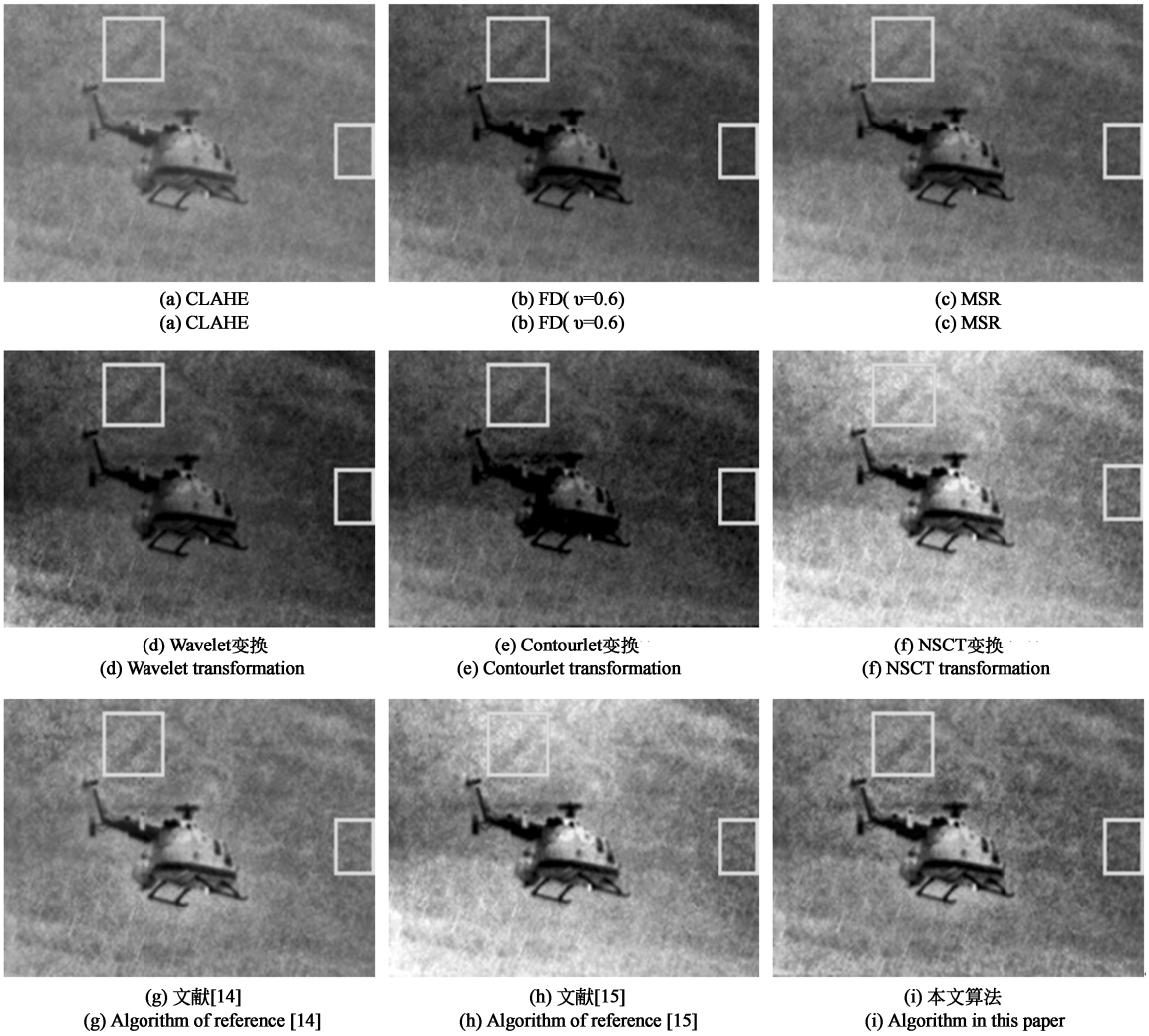


图 12 可见光图像 2 用不同增强算法的效果对比图

Fig.12 Comparison map of visible image 2 processed with different enhancement algorithms

中最右边的那棵树偏暗，与实际场景不匹配；本文算法避免了局部信息被弱化和细节不完整，图 11(i)中的草丛更为饱满，飞机、草丛及树丛分布看起来更加自然。从表 3 中数据同样可以看出，3 种参数呈现逐渐递增的趋势，且相比于文献[15]分别提高了 13.4%，10.1%，1.5%，这与主观人眼察觉效果相匹配，进一步印证了本文算法的优秀特性。

与图 10(a)不同的是，图 10(b)中原始图像的细节信息较不明显，如飞机的螺旋桨，由于飞行高度非常高，导致背景区域信息不易识别，如相间的山谷与山峰。通过图 12 中不同算法的实验仿真得知，图 12(a)～(e)对背景信息有一定的增强效果，类似“网状”条纹能比较清楚地识别出，但机身、螺旋桨等目标信息看起来偏暗，导致整体视觉效果偏差；图 12(f) ～12(h)相比于前面几种算法，它们均能近似还原飞机的原始模样，螺旋桨等细节信息也能很好地体现出来。因此，从主观上看不出本文算法的优势。通过表 4 中 3 个参数的数据得知，本文算法的数据最优，且相比于文献[15]分别提高了 9.5%，6.4%，3.7%，能很好地说明本文算法优于其他算法。

表 4　各种算法处理可见光图像 2 后的客观数据

Tab.4　Objective data of visible image 2 processed with various algorithms

算　法	对比度	清晰度	信息熵
算法	对比度	清晰度	信息熵
CLAHE	16.89	8.74	5.91
FD(v=0.6)	19.88	9.73	6.67
MSR	21.46	10.37	6.83
Wavelet 变换	26.21	11.81	6.72
Contourlet 变换	27.95	12.27	6.83
NSCT 变换	28.66	12.54	6.87
文献 [14]	29.75	13.46	6.89
文献 [15]	37.11	15.81	6.95
本文算法	40.65	16.82	7.21

5　结　　论

针对 Retinex 算法处理低照度图像时会出现细节丢失、边缘模糊等现象，文中提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换、结合改进 Retinex 及分数阶微分的图像增强算法。采用改进的 Retinex 对低频子带图像进行增强处理，主要做法是引入非线性的双边滤波函数估计待处理图像的照度分量，并对处理后的照度分量及反射分量进行校正操作，消除了“光晕”现象的同时改善了图像视觉效果。针对传统固定阶次的分数阶微分算法存在的诸多缺陷，根据图像邻域分布特征，求取像素梯度均值及邻域梯度均值，通过二维 Otsu 算法获得最佳阈值，并通过预设定的分段函数确定最优阶数，自适应进行增强处理，使图像的边缘、纹理等细节更加清晰。实验结果表明，本文算法的对比度、清晰度及信息熵均高于其他几种增强算法，相比于文献[15]分别提高了 10.7%，9.8%，2.3%。本文算法处理后的图像在细节、边缘保持等方面都优于其他算法，改善了图像视觉效果。

参　考　文　献：

[1] 王浩，张叶，沈宏海，等.图像增强算法综述 [J].中国光学，2017，10(4)：438-448.
WANG H，ZHANG Y，SHEN H H，*et al*. Review of image enhancement algorithms [J]. *Chinese Optics*，2017，10(4)：438-448. (in Chinese)

[2] 张锐，贾娜.海域图像增强方法综述 [J].液晶与显示，2017，32(10)：828-834.
ZHANG R，JIA N. Sea image enhancement review [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*，2017，32(10)：828-834. (in Chinese)

[3] LI S，JIN W Q，LI L，*et al*. An improved contrast enhancement algorithm for infrared images based on adaptive double plateaus histogram equalization [J]. *Infrared Physics & Technology*，2018，90：164-174.

[4] 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 L L，DING C，XU W H. Two improved methods based on histogram equalization for image enhancement [J]. *Acta Electronica Sinica*，2018，46(10)：2367-2375. (in Chinese)

[5] 张毅,李杨,谢陈磊,等.基于变异系数反馈调整的自适应双平台直方图均衡化 [J].红外技术,2019,41(3):262-267.
ZHANG Y, LI Y, XIE C L, *et al*. Adaptive dual-plateaus histogram equalization based on coefficient of variation combined with feedback control principle [J]. *Infrared Technology*, 2019, 41(3): 262-267. (in Chinese)

[6] 万智萍.结合视觉特性与灰度拉伸的直方图均衡化红外图像算法 [J].计算机工程与设计,2016,37(3):714-719.
WAN Z P. Infrared image histogram equalization algorithm based on visual characteristics and gray stretch [J]. *Computer Engineering and Design*, 2016, 37(3): 714-719. (in Chinese)

[7] LAND E H, MCCANN J J. Lightness and Retinex theory [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, 61(1): 1-11.

[8] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODELL G A. Properties and performance of a center/surround Retinex [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 451-462.

[9] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODELL G A. A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(7): 965-976.

[10] ELAD M. Retinex by two bilateral filters [C]//*Proceedings of the 5th International Conference on Scale Space and PDE Methods in Computer Vision*. Hofgeismar: Springer, 2005: 217-229.

[11] WANG Y F, WANG H Y, YIN C L, *et al*. Biologically inspired image enhancement based on Retinex [J]. *Neurocomputing*, 2016, 177: 373-384.

[12] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.

[13] ZHANG S, TANG G J, LIU X H H, *et al*. Retinex based low-light image enhancement using guided filtering and variational framework [J]. *Optoelectronics Letters*, 2018, 14(2): 156-160.

[14] 云海姣,吴志勇,王冠军,等.结合直方图均衡和模糊集理论的红外图像增强 [J].计算机辅助设计与图形学学报,2015,27(8):1498-1505.
YUN H J, WU Z Y, WANG G J, *et al*. Enhancement of infrared image combined with histogram equalization and fuzzy set theory [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(8): 1498-1505. (in Chinese)

[15] 朱国庆,李庆武,林少飞,等.基于人眼视觉特性的非下采样轮廓波变换域红外图像增强算法[J].激光与光电子学进展,2015,52(1):011001.
ZHU G Q, LI Q W, LIN S F, *et al*. Infrared image enhancement algorithm based human visual system characteristic via non-subsampled Contourlet transform domain [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(1): 011001. (in Chinese)

[16] 陈庆利,黄果,门涛,等.数字图像的局部分数阶微分增强[J].四川大学学报:工程科学版,2016,48(4):115-122.
CHEN Q L, HUANG G, MEN T, *et al*. Local fractional differential algorithm for image enhancement [J]. *Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition*, 2016, 48(4): 115-122. (in Chinese)

[17] 朱丹丹,王斌,杨奕,等.Contourlet 变换和遗传算法相结合的沥青红外图像增强方法[J].计量学报,2019,40(1):25-30.
ZHU D D, WANG B, YANG Y, *et al*. Asphalt infrared image enhancement of combining Contourlet transform with genetic algorithm [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2019, 40(1): 25-30. (in Chinese)

[18] 曹美,程亚玲,盛惠兴,等.改进的直方图均衡化和 NSCT 变换的红外图像增强 [J].应用科技,2016,43(2):24-27.
CAO M, CHENG Y L, SHENG H X, *et al*. Application of improved histogram equalization and NSCT transform algorithm in infrared image enhancement [J]. *Applied Science and Technology*, 2016, 43(2): 24-27. (in Chinese)

[19] CAO T, WANG W X. Depth image enhancement and detection on NSCT and fractional differential [J]. *Wireless Personal Communications*, 2018, 103(1): 1025-1035.

[20] DACUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.

[21] WANG L Q, XIAO L, LIU H Y, *et al*. Variational Bayesian method for Retinex [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(8): 3381-3396.

[22] 廖一鹏，王卫星，付华栋，等.结合分数阶微分的浮选泡沫图像 NSCT 多尺度增强[J].华南理工大学学报：自然科学版，2018，46(3)：92-102.
LIAO Y P，WANG W X，FU H D，*et al*. Flotation foam image NSCT multi-scale enhancement with fractional differential [J]. *Journal of South China University of Technology*：*Natural Science Edition*，2018，46(3)：92-102.（in Chinese）

[23] 马荣贵，王卫星，刘威，等.结合分数阶微分和暗原色先验及 Retinex 的去雾算法 [J].华南理工大学学报：自然科学版，2016，44(9)：16-23.
MA R G，WANG W X，LIU W，*et al*. A haze removal algorithm combining fractional differential，dark channel prior and Retinex [J]. *Journal of South China University of Technology*：*Natural Science Edition*，2016，44(9)：16-23.（in Chinese）

[24] YUAN X C，WU L S，PENG Q J. An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection[J]. Applied Surface Science，2015，349：472-484.

[25] 李博，谢巍.基于二维 Otsu 准则的自适应分数阶微分的图像增强算法[J].控制理论与应用，2015，32(6)：794-800.PH
LI B，XIE W. An algorithm for image enhancement based on adaptive fractional differential using two-dimensional Otsu standard [J]. *Control Theory & Applications*，2015，32(6)：794-800.（in Chinese）

作者简介：



林剑萍（1983－），女，福建莆田人，硕士，讲师，2013 年于福州大学获得硕士学位，主要从事嵌入式系统及图像处理方面的研究。E-mail：jplin@ygu.edu.cn



廖一鹏（1982－），男，福建泉州人，博士研究生，讲师，2008 年于福州大学获得硕士学位，主要从事图像处理与模式识别方面的研究。E-mail：fzu_lyp@163.com