

文章编号 1004-924X(2014)08-2214-09

基于非下采样 Contourlet 变换系数直方图匹配的自适应图像增强

周 妍^{1,2}, 李庆武^{1,2*}, 霍冠英^{1,2}

(1. 河海大学 物联网工程学院, 江苏 常州 213022;
2. 常州市传感网与环境感知重点实验室, 江苏 常州 213022)

摘要: 由于非下采样 Contourlet 变换(NSCT)域图像增强方法需要手动调节参数,无法实现自适应增强,本文将直方图均衡化和 NSCT 域增强相结合,提出了一种基于 NSCT 系数直方图匹配的自适应图像增强算法。该算法首先对低对比度含噪原图像进行直方图均衡化,然后对原图和直方图均衡化后的图像分别进行 NSCT 分解,得到低频子带系数和各高频方向子带系数。对低频子带,将原图的低频子带系数直方图匹配到直方图均衡化后图像的对应系数直方图上。对各个高频子带,则先进行阈值去噪,再将原图的各个高频子带系数直方图匹配到直方图均衡化后图像的对应系数直方图上。最后,经 NSCT 重构得到增强后的最终图像。实验结果表明,本文方法增强效果明显优于直方图均衡化,与 Contourlet 变换增强法相比,实验所采用的两组图像的图像评价函数(EMEE)值分别提高了 24.05%、16.97%、13.29% 和 20.63%,且与 NSCT 域非自适应增强法(人工选取参数)的处理效果相当。该方法无需手工调节参数,具有自适应性和实用性强的优点。

关键词: 图像增强; 图像去噪; 非下采样 Contourlet 变换; 系数直方图匹配; 自适应图像增强

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142208.2214

Adaptive image enhancement based on NSCT coefficient histogram matching

ZHOU Yan^{1,2}, LI Qing-wu^{1,2*}, HUO Guan-ying^{1,2}

(1. College of IOT Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China;

2. Changzhou Key Laboratory of Sensor Networks and Environmental Sensing, Changzhou 213022, China)

* Corresponding author, E-mail: liqw@hhuc.edu.cn

Abstract: As the image enhancement algorithm of NonSubsampled Contourlet Transform(NSCT) domain has to adjust its parameters manually and can not enhance images adaptively, this paper proposes an adaptive image enhancement algorithm by combining histogram equalization with NSCT domain enhancement. The algorithm firstly performs the histogram equalization to the original low-contrast and noisy image. Then, it conducts the NSCT decomposition on the original image and the histogram equalized image to obtain the low frequency subband coefficients and a series of the high frequency di-

收稿日期: 2013-12-16; **修订日期:** 2014-01-23.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 60972101, No. 41306089); 江苏省自然科学基金资助项目(No. BK20130240); 江苏省科技支撑计划资助项目(No. BE2012096, No. BE2013372); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. 2013B08614)

rectional subband coefficients. In the low frequency subband, the transform coefficient histogram of the original image is mapped to that of the equalized image. In each high frequency subband, the transform coefficient histogram of the original image is mapped to that of the equalized image after threshold denoising. Finally, the enhanced image is obtained by reconstruction of the modified NSCT coefficients. Experimental results show that the enhancement of the proposed algorithm is superior to that of classical histogram equalization method. As contrasted with Contourlet transform enhancement in two group of images, its evaluation function EMEE(Measurement of Enhancement by Entropy) values increase by 24.05%, 16.97%, 13.29% and 20.63%, respectively, which corresponds to that of NSCT non-adaptive enhancement(selecting optimal parameters manually) well. Moreover, this algorithm does not need manual adjusting parameters, and is characterized by good adaptability and practicability.

Key words: image enhancement; image denoising; NonSubsampled Contourlet Transform(NSCT); coefficient histogram matching; adaptive image enhancement

1 引言

由于受环境、天气等诸多客观因素的限制,比如夜晚环境光源不足,大雾阴雨等恶劣天气的影响,实际采集的图像往往对比度低、细节模糊、噪声较强,人眼的视觉分辨或机器自动识别较为困难,不利于图像的后续处理^[1-2]。图像增强的目的是提高图像的对比度,即通过一定手段将原来不清晰的图像变得清晰或便于强调某些感兴趣的特征,以改善图像质量,提高图像判读和识别效果,进而满足某些实际应用需求。

目前,根据处理空间的不同,常用的图像增强方法主要分为基于空间域增强和基于变换域增强两大类。空域增强法直接对图像中的像素灰度进行处理,其代表为直方图均衡化,直方图均衡化完全“自动”,计算简单,但由于是对整幅图像进行全局处理,会导致细节丢失和局部增强不足或过增强现象,且会放大图像中的噪声^[3]。变换域增强法是在图像变换域对变换系数进行处理,然后通过逆变换获得增强图像。常用的方法有:傅里叶变换、离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)、小波变换增强法等。傅里叶变换、DCT变换增强法虽能取得一定的去噪效果,但很难较好地保护目标边缘细节。相比之下,小波变换可以取得更好的增强效果,但它的点奇异性限制了其对边缘的精确表达能力。近年来,各种多尺度几何分析方法^[4]的提出和发展弥补了上述方法的不足。1999年 Candès E J 和 Donoho D L 提

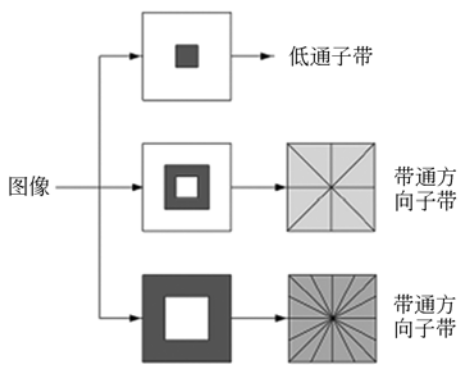
出了 Curvelet 变换^[5];2002年 M. N. Do 等人又提出了 Contourlet 变换^[6,7],该方法能在任意尺度上实现任意方向的分解,具有各向异性的特点,从而能有效捕捉图像的轮廓和方向信息,很好地克服了小波变换的缺陷。但由于 Contourlet 变换本身缺乏平移不变性,故 2006年 M. N. Do 等人给出了其非下采样形式,即非下采样 Contourlet 变换^[8](Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT)。NSCT 是一种具有平移不变性的非下采样的多尺度几何变换,在这一点上 NSCT 优于 Contourlet、Curvelet 等多尺度几何分析方法^[9-12]。采用 NSCT 进行图像增强可以在有效抑制噪声的同时更好地突出图像的轮廓特征,在图像处理领域得到了成功应用^[13]。

多尺度几何变换域图像增强方法^[14-15]在抑制噪声干扰、突出目标边缘细节等方面,具有明显优势。但是,变换域增强方法通常是采用含多个参数的增强函数来处理变换系数,普遍需要根据经验手工选取参数,以达到最佳的增强效果,调节过程耗时耗力给实际应用带来了极大不便。因此,如何在变换域自适应地实现图像增强是亟待解决的问题。

基于 NSCT 的多尺度、多方向边缘表达和去噪优势,同时借鉴空域直方图均衡化方法的简单自适应性,本文提出一种基于 NSCT 系数直方图匹配的自适应图像增强方法。该方法将直方图匹配应用到变换域中,以空域直方图均衡化的图像为基准,利用系数直方图匹配方法自动处理变换系数,从而实现变换域的自适应图像增强。

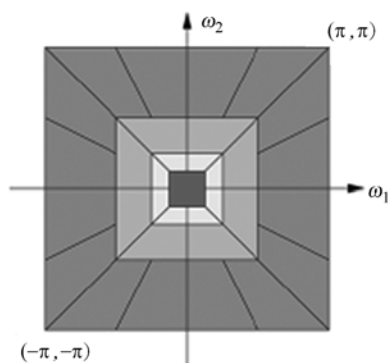
2 非下采样 Contourlet 变换

Contourlet 变换^[7]能用比小波变换更少的系数来表达光滑曲线,但其所包含的拉普拉斯塔式分解(Laplacian Pyramid, LP)和方向滤波器组分解(Directional Filter Bank, DFB)都存在下采样,无平移不变性,这使一些处理会产生振铃现象。因此,非下采样 Contourlet 变换^[8]应运而生。NSCT 是一种非正交变换,它去掉了 Contourlet 变换中的下采样过程,滤波器由非下采样金字塔滤波器(Nonsampled Pyramid, NSP)和非下采样方向滤波器组(Nonsampled Directional Filter Banks, NSDFB)构成,NSCT 滤波器组结构及频域分解示意图如图 1 所示。



(a) NSCT 滤波器组结构

(a) Structure of NSCT filter bank



(b) NSCT 频域分解图

(b) NSCT frequency domain decomposition

图 1 非下采样 Contourlet 变换

Fig. 1 Nonsampled Contourlet transform

由于没有下采样过程,NSCT 具有平移不变性,可以满足图像的完美重构条件。因而,比 Contourlet 变换具有更好的方向选择性和规范性,能更准确地捕获图像中的几何结构信息。

3 基于 NSCT 系数直方图匹配的自适应图像增强

传统的直方图匹配是对图像的空域像素进行的,其将原始图像灰度值的动态范围映射到指定的灰度直方图上,使原图的直方图变成某个给定形状的直方图,从而可以有选择地增强某个灰度值范围内的对比度,该过程也称为直方图规定化^[16]。实际上,直方图均衡化是直方图匹配中给定的直方图为均匀分布的一种特例。本文将直方图匹配应用到 NSCT 域,同时将空域直方图均衡化和变换域增强相结合,以经典的直方图均衡化处理后的图像为基准,采用 NSCT 系数直方图匹配方法来实现变换域的自适应图像增强。

3.1 低频系数直方图匹配

原始图像经 NSCT 分解后的低频子带包含大量图像的基本信息,所含噪声较少,该部分关系到图像的整体对比度。对于低对比度图像,为了实现增强效果,将原图的 NSCT 低频系数直方图匹配到直方图均衡化处理后的图像的对应系数直方图上,使前者系数直方图的形状与后者的近似相同,从而拉伸灰度值的动态范围,提高图像整体对比度。

设变量 c 表示归一化至区间 $[0, 1]$ 的原图 NSCT 低频子带 C_0 中的系数, d 表示归一化至区间 $[0, 1]$ 的直方图均衡化后图像的 NSCT 低频子带 D_0 中的系数。

对连续情况,设 $p_c(c)$ 为原图 NSCT 低频子带 C_0 对应的概率密度函数(Probability Density Function, PDF), $p_d(d)$ 为期望输出的低频子带所具有的 PDF,即直方图均衡化后图像的 NSCT 低频子带 D_0 的 PDF。若对原低频子带 C_0 和期望输出的低频子带 D_0 都进行一次均衡化处理,将会得到具有相同的均匀分布的变换结果,即:

$$s = T(c) = \int_0^c p_c(x) dx, \quad (1)$$

$$G(d) = \int_0^d p_d(y) dy = s. \quad (2)$$

由这 2 个等式可得 $G(d) = T(c)$, 因此 d 必须满足下列条件:

$$d = G^{-1}(s) = G^{-1}[T(c)]. \quad (3)$$

这样就可以求出与低频子带系数 c 相对应的系数 $d = G^{-1}(s)$ 。最后再进行系数反归一化, 得到匹配后的低频子带系数。

将上述结论推广到离散情况, 当处理离散的低频子带系数时, 用相应的直方图与求和来代替式(1)~式(3)中的 PDF 与积分, 对应得到如下公式:

$$s_k = T(c_k) = \sum_{i=0}^k p_c(c_i) = \sum_{i=0}^k n_i/n, \quad (4)$$

$$k = 0, 1, 2, \dots, L-1$$

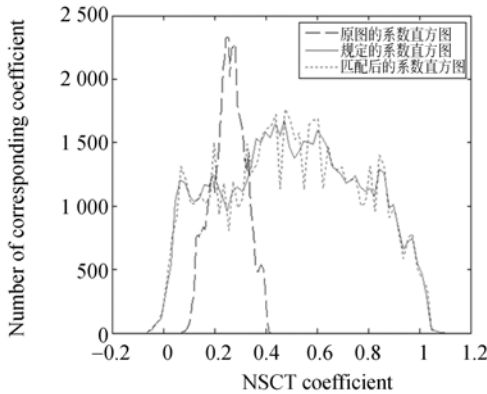
式中: n_i 是具有系数值 c_i 的系数个数; n 为低频子带中的系数总数; L 为变换系数的量化级数。则有:

$$G(d_q) = \sum_{j=0}^q p_d(d_j) = s_k, \quad q = 0, 1, 2, \dots, L-1, \quad (5)$$

$$d_q = G^{-1}(s_k) = G^{-1}[T(c_k)]. \quad (6)$$

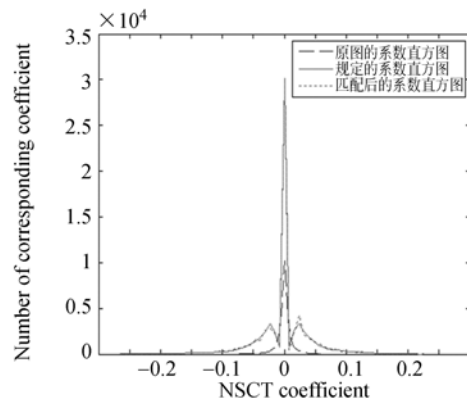
这样, 便把原图对应低频子带中的每个均衡后的系数值 s_k 映射为直方图匹配后的低频子带中的相应 d_q 值。

经系数反归一化后, 得到直方图匹配后的低频子带最终结果。以上系数直方图匹配的离散实现将产生指定直方图的近似。图 2(a) 给出了对实验图像 elaine 的 NSCT 低频系数直方图匹配的具体情况。图中“规定的系数直方图”是指作为参考的直方图均衡化后图像的对应该系数直方图;



(a) NSCT 低频子带系数直方图匹配结果

(a) Matching results of coefficient histogram for NSCT low-frequency subband



(b) NSCT 高频第 1 层第 1 方向子带系数直方图匹配结果

(b) Matching results of subband coefficient histogram for NSCT high-frequency in the first direction of the first layer

图 2 图像 elaine 的 NSCT 系数直方图匹配示意图

Fig. 2 NSCT coefficient histogram matching of image Elaine

“匹配后的系数直方图”是原图经匹配处理后的系数直方图。从图 2 可以看出: 经过匹配, 原图低频系数直方图的分布变得更加均匀, 与规定直方图形状很接近。

3.2 高频系数去噪和直方图匹配

原始图像经 NSCT 分解后的各尺度各方向的高频子带系数反映的是图像的细节信息, 与低频系数不同, 高频系数值偏小且包含噪声。为了有效地去除噪声, 采用阈值法处理各个高频方向子带系数。对于实际图像, 由于噪声未知, 需要估计各尺度各方向的噪声水平, 而 NSCT 系数中大部分噪声处于最细子带, 所以常采用经典的中值估计公式^[17]得到噪声标准差 σ , 即 $\sigma = \text{median}(abs(C)) / 0.6745$, 其中: C 为 NSCT 分解后的最细子带系数。因此, 阈值 T 的计算公式如下:

$$T = 3\delta\sigma\sqrt{\sigma_{j,k}}, \quad (7)$$

式中: 对于最细尺度的子带 δ 取 $4/3$, 其余子带取 1。 $\sigma_{j,k}$ 是第 j 尺度, 第 k 方向的噪声标准差, 其值可由蒙特卡罗估计法^[18]得到。

根据以上阈值 T 定位出各高频子带中的噪声点位置, 分别去除原图和直方图均衡化后图像的 NSCT 高频系数中的噪声, 然后将 3.1 节所述的系数直方图匹配方法运用到各个高频子带中, 将去噪后的原图 NSCT 高频系数直方图匹配到直方图均衡化处理后的图像的对应系数直方图

上,突出图像的边缘轮廓,提高各方向子带的对比度。图 2(b)给出了对实验图像 elaine 的 NSCT 高频第 1 层第 1 方向子带系数直方图匹配的具体情况。图中匹配后的系数直方图在零点处有一峰值,表明去噪处理后产生较多的零系数,而其余绝对值较大的系数则对应边缘细节,可以通过直方图匹配得到增强。

3.3 算法流程与步骤

具体算法流程如图 3 所示,算法具体步骤如下:

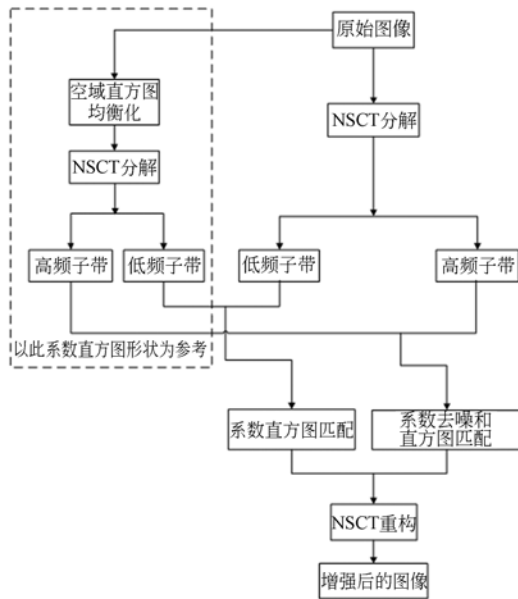


图 3 增强算法流程图

Fig. 3 Flow chart of enhancement algorithm

(1)直方图均衡化:对原始图像 I 进行空域直方图均衡化,得到直方图均衡化后的图像 J ;

(2)对原图 I 进行 NSCT 分解,得到低频子带系数矩阵 C_0 和各尺度上的高频方向子带系数矩阵 $C_{j,k}$,其中 j 表示尺度, k 表示子带方向;

(3)对直方图均衡化后的图像 J 进行 NSCT 分解,得到低频子带系数矩阵 D_0 和各尺度上的高频方向子带系数矩阵 $D_{j,k}$,其中 j 表示尺度, k 表示子带方向;

(4)低频系数直方图匹配:以直方图均衡化后的图像 J 为基准,计算步骤(2)和步骤(3)中得到的低频子带系数矩阵 C_0 和 D_0 的系数直方图,并将 C_0 的系数直方图匹配到 D_0 的系数直方图 H_0 上;

(5)高频系数去噪和直方图匹配:估计步骤

(2)得到的各尺度上的高频方向子带系数矩阵 $C_{j,k}$ 各尺度各方向的噪声水平,按照式(7)设定阈值 T ,依据该阈值滤除各高频子带系数矩阵内的噪声,得到去噪后的各高频系数矩阵 $C'_{j,k}$;同时利用该阈值 T 定位出各高频子带中的噪声点位置,去除步骤(3)得到的高频子带系数矩阵 $D_{j,k}$ 内的噪声,得到去噪后的各高频系数矩阵 $D'_{j,k}$;然后计算 $C'_{j,k}$ 和 $D'_{j,k}$ 的直方图,将 $C'_{j,k}$ 的直方图匹配到 $D'_{j,k}$ 的直方图 $H_{j,k}$ 上;

(6)对经过处理的原图 I 的变换系数进行 NSCT 重构,得到增强后的结果图像。

3.4 增强算法性能评估

图像增强效果的评价标准分为主观和客观两种。主观评价是通过人眼来观察图像,对图像的视觉效果做出定性评价,具有主观性。客观评价给出具体数据定量地分析增强效果的好坏,要根据需求选择合适的定量指标进行测量。本文采用基于熵的图像对比度增强测量指标 EMEE^[19-20] 定量评价增强效果:

$$EMEE = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \frac{I_{\max; m, n}}{I_{\min; m, n} + c} \ln \frac{I_{\max; m, n}}{I_{\min; m, n} + c}, \quad (8)$$

式中:首先把图像分割成 $M \times N$ 个 8×8 的子像块 $B(m, n)$; $I_{\max; m, n}$ 和 $I_{\min; m, n}$ 分别表示子像块 $B(m, n)$ 的灰度最大值和最小值; c 是一个很小的常数,取 0.000 1,以避免分母为零。该函数值越大,图像的对比度越高,图像的视觉质量越好。

4 实验结果与分析

为了检验本文方法的有效性,将本文方法与直方图均衡化、文献[15]的 Contourlet 变换增强法和基于 NSCT 的非自适应增强法进行对比实验。其中,文献[15]方法采用含有多个参数的非线性增益函数对各个子带系数进行增强处理,需要根据经验手工选取参数,以实现最佳增强效果,而基于 NSCT 的非自适应增强法仍采用文献[15]的算法,仅将 Contourlet 变换域换成 NSCT 域。文中以添加高斯白噪声(噪声方差 σ^2 分别取 10、20、30)、降低对比度的图像 elaine 和实际的低对比度含噪图像 tank 为例加以说明,图像的分辨率均为 256 pixel \times 256 pixel。

由于篇幅有限,文中仅给出方差为 20 的加噪

图像 elaine 和实际图像 tank 的增强实验结果图,分别如图 4 和图 5 所示。直方图均衡化方法具有自适应性强和运算速度快的优点,但其在调节图像整体对比度的同时也扩散了噪声,难免出现局部亮度失真,因此会导致增强后的图像部分边缘细节被掩盖。图 4(b)和图 5(b)的实验结果均说明了这一点,特别是图 5(b)中的坦克右侧部分明显过黑,履带等细节被掩盖。较之直方图均衡化方法,文献[15]的 Contourlet 变换增强法在手工调节参数后,可以增强对比度并抑制噪声,但由于 Contourlet 变换不具有平移不变性,增强后的图像容易产生较为明显的划痕和块状模糊现象,边



(a) 原图 (b) 直方图均衡化
(a) Original image (b) Histogram equalization



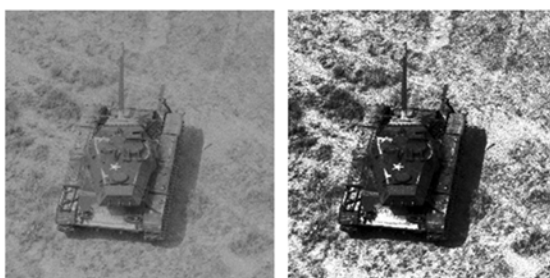
(c) 文献[15]方法 (d) NSCT 增强法(手工调参)
(c) Method of reference[15] (d) NSCT enhancement method



(e) 本文方法
(e) Proposed method

图 4 图像 elaine 增强实验($\sigma^2=20$)

Fig. 4 Enhancement experiments of image elaine($\sigma^2=20$)



(a) 原图 (b) 直方图均衡化
(a) Original image (b) Histogram equalization



(c) 文献[15]方法 (d) NSCT 增强法(手工调参)
(c) Method of reference[15] (d) NSCT enhancement method



(e) 本文方法
(e) Proposed method

图 5 图像 tank 增强实验

Fig. 5 Enhancement experiments of image tank

缘细节不够清晰,如图 4(c)和图 5(c)所示。将文献[15]算法中的 Contourlet 变换换成 NSCT,就可以实现 NSCT 域的非自适应图像增强。由于 NSCT 具有平移不变性和信息冗余性,该方法在手工调节参数后得到的增强图像边缘细节比 Contourlet 变换增强的结果更为清晰、划痕较少,图 4(d)和图 5(d)的实验结果清楚地说明了这一点。但是,采用文献[15]的这两种非自适应增强算法均需手工选取参数,并要结合主观视觉评价和客观质量评价指标对参数进行多次反复调整,才能达到最佳增强效果,不便于实际应用。因此,

本文提出了 NSCT 域自适应增强方法来避免人工参与调节参数的繁琐过程,实验结果如图 4(e)和图 5(e)所示。从图中可以看出,采用本文自适应方法增强后的图像视觉效果明显优于前两种方法,与 NSCT 域非自适应增强手工调参法的效果相当,在有效去噪的同时保留了更多的轮廓特征。因为本文方法综合利用了空域直方图均衡化和 NSCT 域增强法,因此,自适应性强,且边缘保持效果好,本文方法将更有利于实际的推广应用。

为了进一步说明本文算法的优越性,采用文献[19-20]的评价指标 EMEE 来定量评价增强效果,表 1 同时给出了图 elaine(添加不同强度的噪声)和实际图 tank 采用各种增强方法时对应的 EMEE 值。一般来说,EMEE 值明显增大,则图像对比度明显提高。表 1 的数据表明,本文方法的评估值明显高于直方图均衡化方法;与文献[15]的 Contourlet 变换增强法相比,EMEE 值分别提高了 24.05%、16.97%、13.29%和 20.63%;与 NSCT 域非自适应增强手工调参法相比,EMEE 值分别相差 0.5%、0.4%、0.64%和 0.40%,非常接近,这与以上的主观视觉评价结果一致。

表 1 各种增强算法的 EMEE 值比较

Tab.1 EMEEs of different enhancement algorithms

	elaine			tank
	$\sigma^2=10$	$\sigma^2=20$	$\sigma^2=30$	
原图	1.67	1.88	2.32	1.55
直方图均衡化	6.935	7.901	8.473	4.804
文献[15]方法	7.477	8.089	8.535	10.996
NSCT 手工调参法	9.322	9.500	9.731	13.317
本文方法	9.275	9.462	9.669	13.264

在主机 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2609 2.4GHz、内存 8GB、MATLAB R2011b 的测试环境下,本文对以上几种增强算法的运行时间进行测试,将各算法的运行时间列于表 2 中,其中,文献[15]的 Contourlet 变换手工调参算法和 NSCT 手工调参算法均需多次调节参数才能达到最佳增强效果,调节次数在表中用变量 N 表示,故总运行时间约是单次运行时间的 N 倍。从表 2 的数据可以看出:NSCT 算法的单次运行时间比 Contourlet 算法要长,这是因为 NSCT 分解得到的每一个尺度每一个方向上的子带图像都和原始图像

的大小相同,而方向又较多,要处理的数据也较多,所以算法的运行时间较长。而本文算法比 NSCT 手工调参法单次运行时间略长一些,主要是由于本文算法增加了一次 NSCT 的分解运算。但是,非自适应增强算法手工选取参数的过程要调节 N 次参数,将额外耗费更多的时间,这一点也可以从表 3 的人工进行多参数选取过程中看出来。表 3 给出了 NSCT 非自适应增强算法手工调节参数过程中的部分实验参数结果和对应的 EMEE 值,由于篇幅有限,文中未给出对应的增强结果图像。因为参数较多,对于一幅原始图像需要多次调节各个参数值才能达到最佳增强效果,而每调整一次参数值都要运行一次程序,所以这个过程比较耗时。相比较而言,本文的自适应算法只需要运行一次便能输出具有相当增强效果的结果图,优势明显。

表 2 各种增强算法的运行时间

Tab.2 Running time of different enhancement algorithms (s)

单次运行时间	elaine	tank
文献[15]方法(需运行 N 次)	1.10	1.11
NSCT 手工调参法(需运行 N 次)	46.31	46.33
本文方法(仅需运行一次)	69.21	69.24

表 3 NSCT 非自适应增强法手工调参时的部分实验参数和对应的 EMEE 值

Tab.3 Partial test parameters and EMEEs of NSCT non-adaptive enhancement method

	参数	参数	参数	参数	参数	EMEE
	k_1	w	k_2	b	c	
elaine (噪声方差 $\sigma^2=20$)	4	6	4.3	0.04	25	6.387
	2.5	7	4.3	0.04	25	8.027
	2.5	6	3	0.04	25	5.230
	2.5	6	4.3	0.2	25	6.553
	2.5	6	4.3	0.04	20	9.210
tank	2.5	6	4.3	0.04	25	9.500
	3	3	3.8	0.14	50	9.499
	1.4	5	3.8	0.14	50	10.985
	1.4	3	2	0.14	50	5.600
	1.4	3	3.8	0.3	50	7.342
	1.4	3	3.8	0.14	20	12.493
	1.4	3	3.8	0.14	50	13.317

5 结 论

多尺度几何变换域图像增强方法通过处理变换系数来实现图像增强。与其它方法相比,该方法在抑制噪声、突出边缘细节等方面,具有比较明显的优势,但这种方法往往需要根据图像特点人工选取参数,无法实现自适应处理,在实际应用中受到较大的限制。针对这一问题,本文充分利用 NSCT 在去除噪声和边缘表示等方面的优势,同时将空域直方图均衡化和变换域增强技术相结

合,提出一种基于 NSCT 系数直方图匹配的自适应图像增强新方法。该方法根据图像增强要求自适应调节 NSCT 系数,以实现图像的自动增强处理,为实际应用带来了极大的便利。实验结果表明,与直方图均衡化、Contourlet 变换增强等方法相比,本文方法具有更好的视觉效果和图像增强定量评价指标。其中,与 Contourlet 变换增强法相比,文中两组实验图像的 EMEE 值分别提高了 24.05%、16.97%、13.29% 和 20.63%。并且,该方法与 NSCT 域非自适应增强法的处理效果相当,但用途更广,实用性更强。

参考文献:

- [1] SUN W, GUO B L, LI D J, *et al.*. Fast single-image dehazing method for visible-light systems[J]. *Optical Engineering*, 2013, 52(9): 093103-093103.
- [2] 孙伟, 李大健, 刘宏娟, 等. 基于大气散射模型的单幅图像去雾[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(4): 1040-1046.
SUN W, LI D J, LIU H J, *et al.*. Fast single image fog removal based on atmospheric scattering model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(4): 1040-1046. (in Chinese)
- [3] 尹传历, 王啸哲. 机载嵌入式图像增强系统设计与实现[J]. *液晶与显示*, 2013, 28(4): 604-607.
YIN CH L, WANG X ZH. Design and realization of airborne embedded image enhancement system [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(4): 604-607. (in Chinese)
- [4] 焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望[J]. *电子学报*, 2003, 31(12A): 1975-1981.
JIAO L CH, TAN SH. Development and prospect of image multiscale geometric analysis [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(12A): 1975-1981. (in Chinese)
- [5] CANDLES E J, DONOHO D L. *Curvelets* [R]. USA: Department of Statistics, Stanford University, 1999.
- [6] DO M N, VETTERLI M. Contourlets[J]. *Studies in Computational Mathematics*, 2003, 10: 83-105.
- [7] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [8] CUNHA A L D, ZHOU J P, DO M N. The non-subsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 10(15): 3089-3101.
- [9] 杨粤涛, 朱明, 贺柏根, 等. 采用改进投影梯度非负矩阵分解和非采样 Contourlet 变换的图像融合方法[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(5): 1143-1150.
YANG Y T, ZHU M, HE B G, *et al.*. Fusion algorithm based on improved projected gradient NMF and NSCT [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(5): 1143-1150. (in Chinese)
- [10] LI H J, ZHAO Z M, YU X L. Grey theory applied in non-subsampled Contourlet transform [J]. *IET Image Processing*, 2012, 6(3): 264-272.
- [11] 李庆武, 马国翠, 霍冠英, 等. 基于 NSCT 域边缘检测的侧扫声呐图像分割新方法[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(8): 1795-1801.
LI Q W, MA G C, HUO G Y, *et al.*. New segmentation method of side-scan sonar image based on edge detection in NSCT domain [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(8): 1795-1801. (in Chinese)
- [12] 傅瑶, 孙雪晨, 薛旭成, 等. 基于非下采样轮廓波变换的全色图像与多光谱图像融合方法研究[J]. *液晶与显示*, 2013, 28(3): 429-434.
FU Y, SUN X CH, XUE X CH, *et al.*. Panchromatic and multispectral image fusion method based on nonsubsampled Contourlet transform [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(3): 429-434. (in Chinese)
- [13] SOYEL H, MCOWAN P W. Automatic image enhancement using intrinsic geometrical information [J]. *Electronics Letters*, 2012, 48(15): 917-919.
- [14] SWAMINATHAN A, RAMAPACKIAM S S K,

- THIRAVIAM T, et al.. Contourlet transform-based sharpening enhancement of retinal images and vessel extraction application[J]. *Biomedizinische Technik / Biomedical Engineering*, 2013, 58(1):87-96.
- [15] 石丹, 李庆武, 倪雪, 等. 基于 Contourlet 变换的红外图像非线性增强算法[J]. *光学学报*, 2009, 29(2): 342-346.
- SHI D, LI Q W, NI X, et al.. Infrared image nonlinear enhancement algorithm based on Contourlet transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(2): 342-346. (in Chinese)
- [16] RAFAEL C G, RICHARD E W. *Digital Image Processing*[M]. Second Edition, Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2002: 91-102.
- [17] DONOHO D L, JOHNSTONE I. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
- [18] PO D D Y, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the Contourlet transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1610-1620.
- [19] AGAIAN S S, PANETTA K, GRIGORYAN A M. Transform based image enhancement with performance measure[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(3): 367-381.
- [20] AGAIAN S S, SILVER B, PANETTA K A. Transform coefficient histogram-based image enhancement algorithms using contrast entropy[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(3): 741-758.

作者简介:



周 妍(1982—),女,江苏常州人,博士研究生,讲师,2003年、2007年于西安交通大学分别获得学士、硕士学位,主要研究方向为数字图像处理、多尺度几何分析及其应用等。E-mail: strangeryan@163.com



李庆武(1964—),男,河南新乡人,博士、教授、博士生导师,1985年于郑州大学获得学士学位,1990年于西安电子科技大学获得硕士学位,2010年于河海大学获得博士学位,现为河海大学物联网工程学院副院长,主要研究方向为数字图像处理、信息获取与智能感知。E-mail:liqw@hhuc.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)