

基于扩展相位拉伸变换的多聚焦图像融合算法

张亚峰^{1*}, 耿则勋^{1,2}, 王军敏¹

¹平顶山学院信息工程学院, 河南 平顶山 467000;

²信息工程大学地理空间信息学院, 河南 郑州 450001

摘要 针对目前传统多聚焦图像融合中图像局部模糊不易度量, 融合策略难以设计等问题, 提出一种新的相位拉伸核函数, 形成基于扩展相位拉伸变换的多聚焦图像融合算法。该算法将传统的线性或次线性群延迟相位滤波器推广到非线性群延迟相位滤波器, 并从理论上证明, 这种扩展相位拉伸变换的逆变换相位近似于原始图像的归一化二阶梯度, 将图像高频特征传统的梯度极值表达转换为角度或相位表达, 利用角度/相位图像局部方差对清晰与模糊图像良好的区别特性设计出基于扩展相位拉伸变换局部相位方差度量的融合策略, 克服了目前融合方法存在的不足。利用 MATLAB 软件平台对 Lytro 数据集中的相当数量多聚焦图像数据进行融合实验, 与传统基于离散小波变换、拉普拉斯、超分辨率、引导滤波和联合卷积自编码网络算法等融合算法结果进行对照分析。结果表明, 本文算法的融合图像明显优于传统最好的融合算法, 融合图像的互信息、信息熵、空间频率、平均梯度及结构相似性等指标比现有的其他方法提高 5% 以上, 证明了所提算法的优越性与实用性。

关键词 图像处理; 图像融合; 相位拉伸变换; 色调、饱和度、亮度变换; 多聚焦

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.221007

Multi-focus Image Fusion Algorithm Based on Extended Phase Stretch Transform

Zhang Yafeng^{1*}, Geng Zexun^{1,2}, Wang Junmin¹

¹College of Information Engineering, Pingdingshan University, Pingdingshan, Henan 467000, China;

²Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450001, China

Abstract Aiming at the problem that the local blur of the image is not easy to measure and the fusion strategy is difficult to designed in traditional multi-focus image fusion, a new phase stretching kernel function is developed, which results in a multi-focus image fusion algorithm based on extended phase stretch transformation. The method promotes the traditional linear or sublinear group delay phase filter to the nonlinear group delay phase filter. It is proved theoretically that the phase of the inverse transformation of the extended phase stretch transformation is approximate to the normalized two-step degree of the original image. The traditional gradient extremum expression of image high-frequency features is transformed into angle or phase expression, and a fusion strategy based on local phase variance measurement of extended phase stretching transform is designed to overcome the shortcomings of current fusion methods by using the good difference between clear and fuzzy images. Many multi focus image data in Lytro dataset are fused using MATLAB software platform. The results are compared with those of traditional fusion algorithms based on discrete wavelet transformation, Laplace Laplacian, super-resolution, guided filtering, and joint convolution self-coding network algorithm. The results show that the fusion image of this algorithm is obviously better than the traditional best fusion algorithm, and the mutual information, information entropy, spatial frequency, average gradient and structural similarity of the fused image are improved by more than 5% compared with other existing methods, which proves the superiority and practicability of the proposed algorithm.

Key words image processing; image fusion; phase stretch transformation; hue, saturation, brightness transform;

收稿日期: 2020-02-10; 修回日期: 2020-03-19; 录用日期: 2020-04-10

基金项目: 河南省科技厅科技攻关项目(202102210331)、平顶山学院博士科研启动基金项目(PXY-BSQD-202004)、平顶山学院青年基金(PXY-QNJJ-2019012)

* E-mail: zhangyafeng@pdsu.edu.cn

multi-focus

OCIS codes 100.2000; 100.3020

1 引言

由于外部环境的影响及相机本身固有的不足,往往难以得到某个场景的全聚焦图像。利用多聚焦图像融合技术,可以将不同相机获取的部分聚焦图像进行融合,得到全图像聚焦清晰一致、信息更加丰富的图像,这种多聚焦图像融合处理,在机器视觉、军事及遥感监测等领域都有很重要的应用^[1]。

随着对该领域研究的深入,众多学者提出了许多的融合算法。如曹军等^[2]提出的一种基于超分辨率的多聚焦图像融合方法,采用双三次插值对图像进行超分辨率处理,再对图像进行平稳小波变换,使用主成分分析(PCA)法按照图像各子带的最大信噪比进行融合,最后对融合子带进行逆平稳小波变换,得到融合结果。该方法克服了常规取极值和平均值所带来的空间信息丢失等问题,减小了空间失真程度。但超分辨率的处理在一定程度上造成了图像边缘的模糊,尤其对含噪声和模糊情况下的图像效果不佳。欧阳宁等^[3]提出了一种基于自适应稀疏表示的融合算法,该算法依据图像的结构性质,将图像分为三种模型,并采用不同的处理方法进行处理。该方法解决了单独的字典矩阵不能够有效表达图像区域结构性不同的问题,但也存在着字典矩阵在描述图像边缘、细节等信息时表达能力不佳,从而造成图像的细节信息被平滑处理的问题。屈小波等^[4]提出一种基于脉冲耦合神经网络(PCNN)的融合算法,该方法能够有效提升融合结果的清晰度,但是对于图像中的显著目标的边缘描述能力不佳,出现了模糊的现象。

目前已有的多聚焦图像融合算法所遇到的共性问题就是缺乏图像中散焦或模糊部分的定量描述。本文提出一种基于扩展相位拉伸变换(PST)的多聚焦图像融合算法,其特点是利用 PST 变换系数的局部方差对散焦模糊的准确描述,并依此作为融合该规则中的权值,实现多聚焦图像的空间融合,使得融合后图像的边缘结构、细节纹理信息方面都有较好的保持。本文算法原理简单,易于实现,计算复杂度低,并且其融合效果优于目前其他最佳算法。PST 已用于视觉损伤图像的特征增强^[5-6]、数字图像压缩^[7]、数字图像边缘特征检测^[8]等场合,感兴趣的读者可参阅相关文献。

本文的主要贡献在于:1)分析了相位拉伸变换

的基本理论,推导了传统相位拉伸函数中“S”型相位滤波器的理论表达式;2)设计了一种新的相位拉伸函数,并从理论和实验上证明,这种新的相位拉伸函数可以作为表达数字图像高频信息的依据,为本文融合策略的设计奠定基础;3)提出了基于相位拉伸变换以及新型拉伸函数的图像融合算法。实验结果表明,这种基于新的拉伸函数 PST 的图像融合效果优于常用的图像融合算法,多种客观评价指标也表明本文算法的可行性与优越性。

2 PST 理论分析

Asghari 等^[9]于 2015 年提出一种受物理现象启发而提出的信号变换理论,称为相位拉伸变换,该变换模拟电磁波在具有扭曲色散介电函数的衍射介质中的传播过程,用具有特定的依赖于频率发散的全通相位滤波器 $H(\omega) = \exp\{j\beta(\omega)\}$ 模拟衍射过程,其中相位 $\beta(\omega)$ 的群延迟(GD) $t(\omega) = -\partial\beta(\omega)/\partial\omega$ 为“S”型的线性或次线性函数。有关相位拉伸变换的相关理论请参阅文献^[9]以及其中的参考文献。

2.1 基本相位拉伸核函数

应用于模数转换器(ADC)之前的相位拉伸变换,也可以应用于数字信号处理领域^[5],其应用于数字信号或图像处理的数学模型为^[9]

$$\mathbf{A}(m, n) = \angle \text{IFFT2}\{\tilde{\mathbf{K}}(u, v) \cdot \tilde{\mathbf{L}}(u, v) \cdot \text{FFT2}[\mathbf{B}(m, n)]\}, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{A}(m, n)$ 表示角度图像;“ \angle ”表示取角度操作; $\mathbf{B}(m, n)$ 表示原始输入图像;FFT2 与 IFFT2 分别表示二维快速傅里叶变换及逆变换; (u, v) 表示频率变量; $\tilde{\mathbf{L}}(u, v)$ 是局部低通平滑滤波器; $\tilde{\mathbf{K}}(u, v) = \exp[j\boldsymbol{\varphi}(u, v)]$ 是依赖于频率的非线性相位扭曲滤波器; $\boldsymbol{\varphi}(u, v)$ 是依赖于频率变量的非线性相位核函数。为了理论推导的方便,将(1)式中低通滤波器 $\mathbf{L}(u, v)$ 放在空间域,并将 $\mathbf{B}(m, n)$ 在空间域经低通滤波后的图像仍记为 $\mathbf{B}(m, n)$,这样(1)式就简化为如下形式:

$$\mathbf{A}(m, n) = \angle \text{IFFT2}\{\tilde{\mathbf{K}}(u, v) \cdot \text{FFT2}[\mathbf{B}(m, n)]\}. \quad (1)$$

文献^[9]的研究结果指出,相位核函数 $\boldsymbol{\varphi}(u, v)$ 的导数,即相位滤波器的群延迟,是频率变量的线性或次线性函数,这种相位核函数的一个简单例子就是“S”型的反正切函数。为了推导简单起见,进一步假定这种相位扭曲操作在频率域平面是各向同性

的,其扭曲程度仅与 $o-uv$ 频率平面极坐标系下的极径 r 有关,而与极角 θ 无关,则

$$\varphi(u, v) = \varphi_{\text{polar}}(r \cos \theta, r \sin \theta) = \varphi_{\text{polar}}(r), \quad (2)$$

式中: r, θ 与 uv 频率变量之间的关系为 $r = \sqrt{u^2 + v^2}, \theta = \arctan\left(\frac{v}{u}\right)$ 。

如果要求 $\varphi_{\text{polar}}(r)$ 关于 r 的导数是 S 型的反正切函数,则

$$\frac{d\varphi_{\text{polar}}}{dr} = \arctan(r). \quad (3)$$

注意到,图像经过傅里叶变换后的 uv 频率平面是有限区域,所以根据(3)式求解 $\varphi_{\text{polar}}(r)$,可得:

$$\varphi_{\text{polar}}(r) =$$

$$\int_0^r \arctan x dx = r \arctan r - \frac{1}{2} \ln(1 + r^2). \quad (4)$$

对(4)式中的相位拉伸函数归一化,可得:

$$\varphi_{\text{N}}(r) = \frac{r \arctan r - 1/2 \cdot \ln(1 + r^2)}{r_{\text{max}} \arctan r_{\text{max}} - 1/2 \cdot \ln(1 + r_{\text{max}}^2)}. \quad (5)$$

对(5)式中的相位函数,加入非线性扭曲拉伸变换中的相位拉伸强度参数 S 和扭曲参数 W ,得到最终的正切变换中带强度参数 S 和扭曲参数 W 的核相位函数,表示为

$$\varphi_{\text{N}}(r, W, S) = S \cdot \frac{Wr \arctan(W \cdot r) - 1/2 \cdot \ln[1 + (W \cdot r)^2]}{W \cdot r_{\text{max}} \arctan(W \cdot r_{\text{max}}) - 1/2 \cdot \ln[1 + (W \cdot r_{\text{max}})^2]}, \quad (6)$$

式中: r_{max} 表示 uv 频率平面最大频率极径。(6)式就是文献[9]中使用的相位拉伸核函数。

2.2 相位拉伸变换的理论分析

Asghari 等^[9]提出的利用 PST 提取图像边缘的理论模型为(1)式。但为什么(1)式中的 $\mathbf{A}(m, n)$ 能够反映图像中的边缘即高频信息,为什么对 $\mathbf{A}(m, n)$ 实施阈值化及形态学处理就能提取边缘,则没有给出清楚的理论分析或证明。本文用一个特殊的相位拉伸函数,从理论上证明了 $\mathbf{A}(m, n)$ 反映图像梯度以及高频纹理特征这一问题。为此,先将(1)式降低到一维信号,得到:

$$\mathbf{A}(x) = \angle \text{IFFT}\{\tilde{\mathbf{K}}(u) \cdot \text{FFT}[\mathbf{B}(x)]\}. \quad (7)$$

记 $\tilde{\mathbf{B}}(u) = \text{FFT}\{\mathbf{B}(x)\}$,设计如下具有线性群延迟的相位滤波器:

$$\psi'(u) = u/2, \quad \psi(u) = u^2. \quad (8)$$

注意到 $\tilde{\mathbf{K}}(u) = \exp[j\psi(u)]$,利用(8)式将(7)式变为

$$\mathbf{A}(u) = \angle \text{IFFT}\{\exp(ju^2) \cdot \tilde{\mathbf{B}}(u)\}. \quad (9)$$

对较小的频率变量 u ,将 $\exp\{ju^2\}$ 按泰勒级数展开,有 $\exp\{ju^2\} \approx 1 + ju^2$,代入(9)式,可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}(x) &= \angle \text{IFFT}\{(1 + ju^2) \cdot \tilde{\mathbf{B}}(u)\} = \\ &= \angle \{\mathbf{B}(x) + j \text{IFFT}[u^2 \tilde{\mathbf{B}}(u)]\}. \end{aligned} \quad (10)$$

利用傅里叶变换的性质可知 $\text{IFFT}\{u^2 \cdot \tilde{\mathbf{B}}(u)\} = -\mathbf{B}''(x)$,将其代入(10)式得到:

$$\mathbf{A}(x) = \angle \{\mathbf{B}(x) - j\mathbf{B}''(x)\}. \quad (11)$$

考虑到(11)式右端括弧中的复数,其复角等于虚部与实部的比的反正切函数,表示为

$$\mathbf{A}(x) = -\arctan \frac{\mathbf{B}''(x)}{\mathbf{B}(x)}. \quad (12)$$

再利用 $\arctan(x) \approx x$,得到:

$$\mathbf{A}(x) = -\frac{\mathbf{B}''(x)}{\mathbf{B}(x)}. \quad (13)$$

由(13)可以看出,PST 用于图像处理模型中的 $\mathbf{A}(x, y)$,实际上相当于原始图像的归一化二阶梯度,显然就是图像中的高频纹理信息,这就是 PST 可以用于提取图像高频纹理特征的理论分析。

为了验证(13)式的准确性,本文选取了若干图像进行实验,下面以 lytro-07-B 的实验结果为例进行说明。图 4(a)为源图像,处理流程为:随机选取源图像中若干行组成一组一维离散信号,再对其进行一维 PST 运算,绘制其结果见图 1(a)(图中显示的是其中的 2 行,每行 520 像素,顺序显示);同时,计算该一维离散信号的归一化导数,绘制其结果见图 1(b)。通过对图 1(a)、(b)的对比发现,其波形十分接近。为了更准确地分析二者之间的关系,作者计算了两个结果的差值,绘制其结果见图 2。从图 2 中可以看到,二者的差值很小(10^{-2} 量级,图 2 中的波形接近于随机噪声,可认为是近似误差造成的)。这就说明了(13)式理论分析的准确性。

对照拉伸核函数(6)式,可得到由(7)式导出的归一化非线性相位扭曲拉伸核函数:

$$\varphi_{\text{N}}(r) = \frac{r^2}{r_{\text{max}}^2}, \quad (14)$$

$$\varphi_{\text{N}}(S, W, r) = S \frac{(Wr)^2}{(Wr_{\text{max}})^2} = S \frac{r^2}{r_{\text{max}}^2}. \quad (15)$$

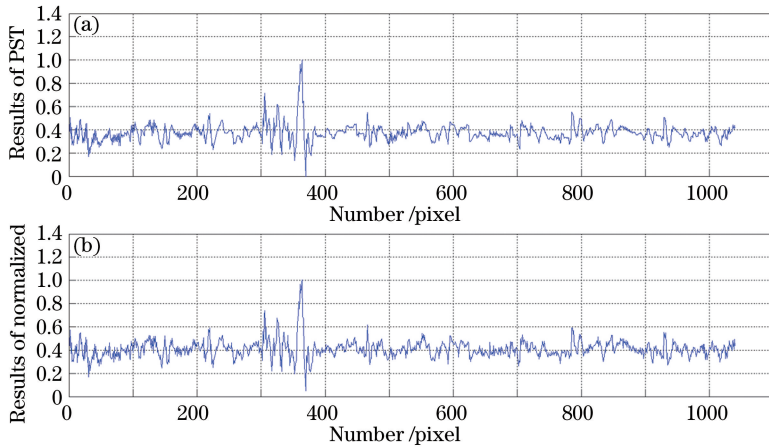


图 1 结果对比图。(a) PST 运算结果;(b) (13)式运算结果

Fig. 1 Results comparison. (a) Operation results by PST; (b) Operation results by Eq. (13)

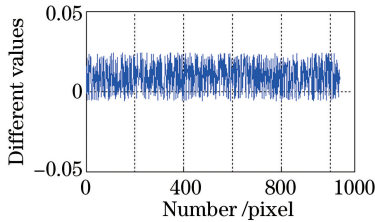


图 2 图 1 中运算结果的误差曲线

Fig. 2 Error curve of the calculation result in Fig.1

为了验证 PST 变换后的角度图像对原始图像中的高频纹理特征信息表达能力[如(13)式所示]的理论分析,以及验证同一幅图像的清晰与模糊不同版本在 PST 角度图像 $A(m, n)$ 上的反映,本文选取了大量的模糊清晰对比图像,分别计算它们的灰度方差、PST 变换后角度图像的方差,结果如图 3 与表 1 所示。

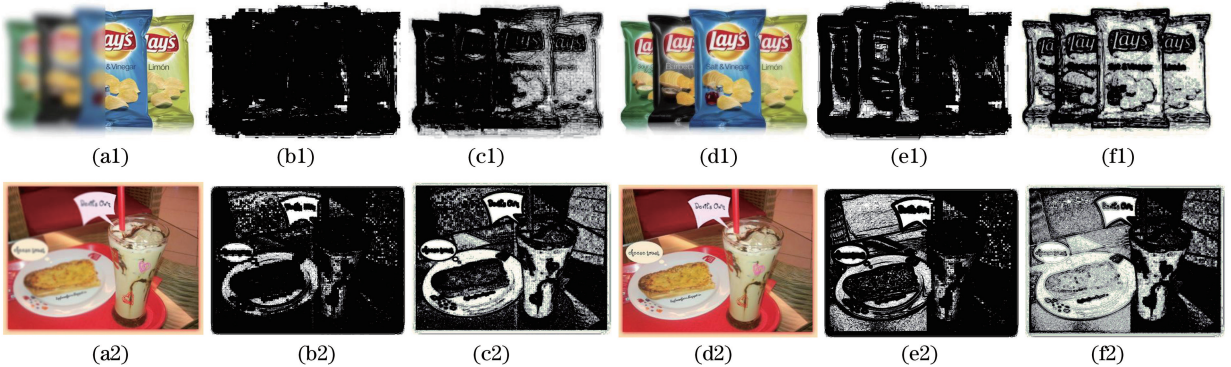


图 3 源图像的灰度方差与角图像方差图。(a)(d)模糊与清晰源图像;(b)(e)图(a)和(d)的灰度方差图;(c)(f)图(a)和(d)的角度方差图

Fig. 3 Grayscale variance and angle map variance maps of the source images. (a)(d) Blurred and clear source images; (b)(e) grayscale variance of Fig. (a) and (d); (c)(f) angle map variance of Fig. (a) and (d)

表 1 模糊及清晰图像的灰度方差与角度图方差值

Table 1 Grayscale variance and angle map variance of the blurred and clear images

| Source image | Variance of blurred images | Variance of clear images | Variance of angle map of blurred images | Variance of angle map of clear images |
|--------------|----------------------------|--------------------------|---|---------------------------------------|
| 1 | 409.11 | 584.31 | 972.72 | 1031.26 |
| 2 | 907.29 | 967.25 | 1210.74 | 1318.45 |

从图 3 中可以看出,图 3(a1)左半部模糊程度较严重,虽能大致看出轮廓,但细节信息(如文字)无法识别。对于第 1 组数据,图 3(b1)、(e1)分别为模

糊、清晰图像的灰度方差图,图 3(b1)能在一定程度上描述源图像的边缘信息,但模糊程度较严重,不易分辨;图 3(e1)相对图 3(b1)描述边缘、细节能力稍

强,如包装袋的边缘、薯片的轮廓可以大致辨识。图 3(c1)、(f1)分别为角度图像的方差图,图 3(c1)中关于商标及薯片的边缘相对清楚,聚焦部分的文字可以大致辨识出;图 3(f1)的识别性优异,文字清晰,包装袋的边缘清楚,薯片的边缘信息易于识别。对聚焦与离焦特性进行分析,图 3(a1)中左半部分为离焦区域,观察图 3(c1)的左半部分,其模糊程度较为严重,识别图像信息相对困难,说明经 PST 运算后得到的角度图像能够表征图像的离焦特性;图 3(f1)为全聚焦图像的角度方差图,整幅图像比较清晰,能够比较准确地识别出图像中的信息。因此,利用 PST 得到的角度图像能够有效地判定图像的聚焦和离焦特性。横向对比图 3(b1)、(c1),角度图像的方差图在文字清晰度、包装袋边缘完整性等方面表现更优,说明相较于图像的灰度方差,其描述边缘、细节等高频信息的能力更强。对于第 2 组数据也有相同的结果,这就说明:源图像经 PST 运算后得到的角度图像,其局部方差图能够表征源图像的

清晰程度,即角度/相位图像局部方差对聚焦与离焦图像良好的区别特性。

从图 3 和表 1 可以看出:1)图像 PST 变换后的角度图像 $A(m, n)$ 的方差图比原始图像的灰度方差图在表达图像的高频纹理特征方面具有更好的性能;2)PST 变换后的角度图在表达图像高频纹理特征方面对图像模糊更具敏感性,也就是说角度图像的方差图能很好地反映图像高频纹理的丰富程度(或相应的模糊程度),即角度图局部方差越大(小),原图像局部清晰度越高(低),这一结果也可从文献[10]得到验证。本文的空间融合方法正是基于这一原理提出,利用 PST 角度图像对模糊的敏感性,设计出直接空间域的多聚焦图像融合算法。

为了验证本文所提拉伸核函数的性能,分别采用文献[9]和本文核函数对图像进行高频信息提取实验,实验数据为 Lytro-07-B 彩色多聚焦图像,原图及实验结果如图 4(a)~(d)所示。



图 4 原图及高频信息提取结果。(a)(b)原图像;(c)(d)文献[9]核函数和本文提出的核函数提取的高频信息

Fig. 4 Original image and high-frequency information extraction results. (a)(b) Original images; (c)(d) high-frequency information extracted by kernel function in Ref. [9] and proposed kernel function

图 4(a)为 Lytro-07-B 图像,图 4(c)为采用文献[9]中核函数提取的高频信息,图 4(d)为采用本文提出的核函数提取的高频信息。与原图的细节信息进行比较可以发现,图 4(c)能够在一定程度上描述原图中聚焦部分的高频信息,但对于模糊部分的表达能力不佳,并且上边缘部分会有较严重的吉布斯效应。通过观察图 4(d)可以看出,利用本文提出的核函数所提取的高频信息,尤其是右半部分的模糊区域,角度图像中的细节信息都更为丰富,较好地表达了原图中的边缘信息,同时吉布斯效应减弱了许多。这也从实验层面验证了上述理论推导过程。

3 基于 PST 的图像融合算法

根据前文的分析,源图像在经过相位拉伸变换后得到的角度图像,其局部方差能够更好地描述图像的清晰程度,即角度图像对图像的模糊程度具有很强的敏感性。为了更好地利用该特性,在上述理

论分析的基础之上,提出本文融合算法。图 5 为基于色调、饱和度、亮度(HSI)变换与 PST 相结合的多聚焦图像融合算法流程图。

融合策略:首先将左聚焦图像 A 和右聚焦图像 B 做 HSI 变换,分别取出其 I 分量(I_A, I_B),然后利用相位拉伸核函数 $\varphi(u) = u^2/2$ 分别计算 I_A 和 I_B 的相位信息,结果记为 P_{STA} 和 P_{STB} 。

为了更好地利用图像的像素间的关联性,对得到的变换结果分别计算其邻域方差,

$$Q_F = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j [P_{ST}(x+i, y+j) - \overline{P_{ST}}]^2, \quad (16)$$

式中: P_{ST} 为图像 I 分量经相位拉伸变换计算后得到的相位信息; M, N 为图像的行、列值; $\overline{P_{ST}}$ 为邻域内的平均值; Q_F 为邻域方差。按照上文中的分析与验证结论,角度图像的局部方差越大,则其描述图像的局部清晰度就越高,即包含的信息就越

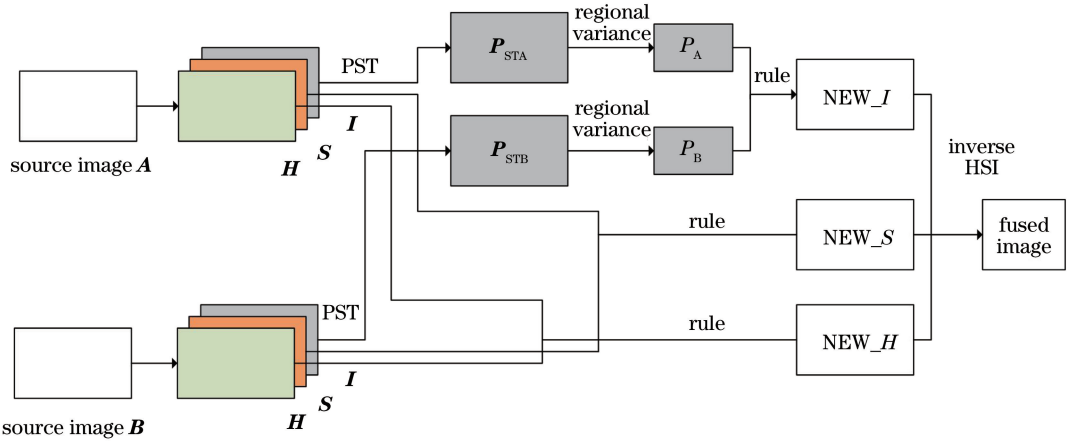


图5 本文提出的多聚焦图像融合算法流程图

Fig. 5 Flow chart of proposed multi-focus image fusion algorithm

丰富。基于此,通过对计算得到的邻域方差进行比较可知,若图像 **A** 的邻域方差大于图像 **B** 的邻域方差值,则融合结果 **I** 分量值就取图像 **A** 的 **I** 分量值,反之,则取图像 **B** 的 **I** 分量值;若二者的邻域方差值相等,则融合结果 **I** 分量值取图像 **A**、**B** 的 **I** 分量的平均值。这就是融合结果中 **I** 分量的重构规则。

H、**S** 分量的重构方法:在 **I** 分量融合的基础上,计算 I_{fusion} 与源图像 **I** 分量的欧氏距离。若距离越近,则其对应位于源图像聚焦区的可能性就越大^[11]。因此,通过对图像 **A**、**B** 某像素点的 **I** 分量与融合结果 **I** 分量中同一位置欧氏距离的计算,若该像素点处图像 **A** 的 **I** 分量与融合结果 **I** 分量欧氏距离更小,则可大概率确定图像 **A** 中该像素点位于聚焦区域。通过计算图像的邻域方差,考虑了像素之间的关联性。在对 **H**、**S** 分量进行重构时,采用源图聚焦区域的对应分量值,可以有效地利用源图像的信息及其像素间的关联性,避免颜色失真。具体的重构规则表示为

$$I_{\text{fusion}} = \begin{cases} I_A, P_A > P_B \\ I_B, P_B > P_A \\ (I_A + I_B)/2, \text{others} \end{cases}, \quad (17)$$

$$H_{\text{fusion}} = \begin{cases} H_A, |I_{\text{fusion}} - I_A| < |I_{\text{fusion}} - I_B| \\ H_B, \text{others} \end{cases}, \quad (18)$$

$$S_{\text{fusion}} = \begin{cases} S_A, |I_{\text{fusion}} - I_A| < |I_{\text{fusion}} - I_B| \\ S_B, \text{others} \end{cases}, \quad (19)$$

式中: H_A 和 H_B 分别为源图像 **A**、**B** 的 **H** 分量; S_A 和 S_B 分别为源图像 **A**、**B** 的 **S** 分量; H_{fusion} 和 S_{fusion}

作为融合结果图像的 **H** 分量、**S** 分量。

4 实验仿真与分析

为验证本文算法的有效性,选取六组 Lytro 标准多聚焦图像作为测试数据,并将仿真结果与离散小波变换(DWT)算法、基于 Laplace 算子法、基于超分辨率(SR)融合算法^[2]、引导滤波算法^[12]和联合卷积自编码网络(JCAN)算法^[13]的仿真结果进行对比。本文的仿真实验环境为 Intel i5-6500,3.2 GHz CPU,8 GB RAM,MATLAB 2014a。

4.1 主观分析

六种算法的仿真结果如图 6 所示。对比源图像及图 6 中六种融合算法的融合结果,六种算法均在很大程度上提升了融合结果的信息量,其清晰度相对源图像均得到了很大程度的提升。从细节表现能力来看,DWT 算法、Laplace 算子法、SR 算法和引导滤波算法融合结果在建筑的边缘、纹理信息的表达(如左后方红色高楼,其窗户、建筑外部轮廓线有一定程度的模糊),以及树叶轮廓的描述上,劣于 JCAN 算法和 PST 方法的融合结果,同时它们的清晰程度也不如后两种方法的结果。

为了更好地对比融合效果,本文采用差值图的方式来对融合结果进行直观的观察,如图 7 所示。差值图是将融合结果图像与源图像进行减法运算,得到的结果中信息量越少,则表明融合结果中包含了越多的原始信息,融合结果就越好。图 7 为各融合方法所得融合图像与源图像 Lytro-07-B 的差值结果,分别对应图 6(a)~(g)。因 Lytro-07-B 为建筑植物等聚焦、人像离焦,所以得到的差值图中建筑植物等基本上都被减掉了,而人像信息保留的较多。



图6 Lytro-07 融合结果。(a) DWT方法融合结果;(b) Laplace算子融合结果;(c) SR算法融合结果;(d)引导滤波算法融合结果;(e) JCAN算法融合结果;(f)利用文献[9]核函数的融合结果;(g)利用本文提出核函数的融合结果

Fig. 6 Fusion results of Lytro-07. (a) Fusion result by DWT; (b) fusion result by Laplace operator; (c) fusion result by SR; (d) fusion result by guided filter; (e) fusion result by JCAN; (f) fusion result using the kernel function in Ref. [9]; (g) fusion result using the proposed kernel function

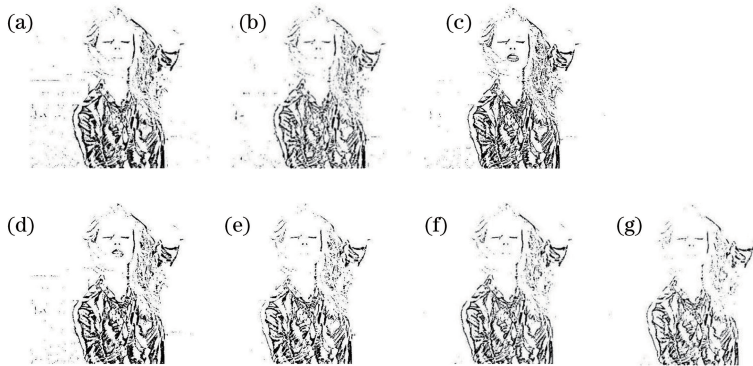


图7 融合结果的差值图。(a)~(g)对应图6(a)~(g)的差值图

Fig. 7 Difference maps of fusion results. (a)-(g) Corresponding to the difference maps in Fig. 6 (a)-(g)

从图7可以看出,DWT算法、Laplace算子法、SR算法和引导滤波算法融合结果的差值图中存在着建筑、树叶的残图信息,头发的轮廓信息相对明显;Laplace算子法、SR算法和引导滤波算法的融合结果差值图相对DWT算法差值图要模糊一些,说明这三种算法的性能要优于DWT算法;对比图7(b)~(d)还可发现,SR算法和引导滤波算法融合图像差值图高楼、绿植等信息残留量要少于Laplace算子法,说明这两种算法融合效果比Laplace算子法的融合效果要好,SR算法融合结果与引导滤波算法融合结果性能较为接近;利用JCAN算法和PST方法得到的三幅差值图,建筑、树叶等信息较前四种方法要更少一些,基本上都消失了。同时,对比图7(e)~(g)可以发现,图7(f)的残图信息要比另两幅多,图7(e)左侧手臂等区域残留信息相对图7(g)要少一些,但图7(e)右侧手肘等

区域残留信息相对图7(g)则要多一些。总体上看,两种方法的性能相当,说明利用JCAN算法和PST方法进行图像融合的性能要优于其他四种方法。

为进一步对比PST原核函数和本文提出核函数融合结果,将图7(f)和(g)的头部区域放大,得到结果如图8(a)和(b)所示。

从图8中可以看出,相比于原核函数,本文方法融合结果差值图中,人像的头发、脸部及嘴唇等轮廓信息更少,即在融合结果中包含了更多的边缘细节信息,这就说明本文方法能够更好地提取图像中的高频信息,得到的融合结果也保留了尽可能多原始图像中的信息。

因篇幅限制,其余四组融合实验仅给出本文算法的结果,如图9所示,其中图9(a)和(b)为源图像(分别为Lytro-01、03、12、14),图9(c)为采用本文算法融合得到的结果。

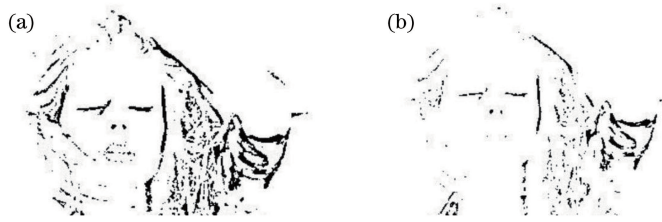


图 8 局部放大图。(a)(b)对应图 7(f)和(g)的局部放大图

Fig. 8 Local enlarged drawing. (a)(b) Corresponding to the local enlarged drawing in Fig. 7 (f) and (g)

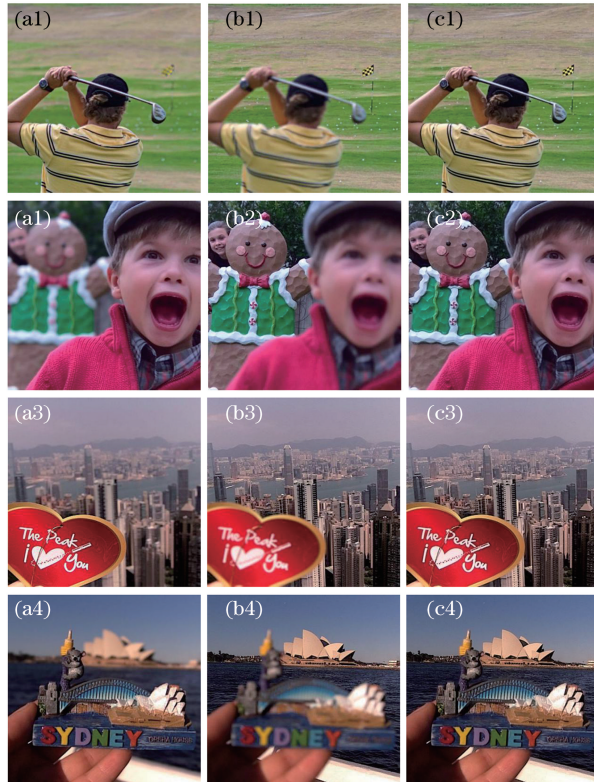


图 9 源图像及本文算法融合结果。(a)(b)源图像;(c)融合结果

Fig. 9 Source images and fusion results of proposed algorithm. (a)(b) Source images; (c) fusion results

4.2 客观分析

为了更加准确地对本文算法进行评价,选取了互信息、信息熵、空间频率、平均梯度、结构相似性和相关系数六个指标^[14-16]。信息熵能够反映融合结果中包含信息量的多少。互信息值越大,代表融合结果包含源图像的信息越多;相关系数可以用来描述融合结果与源图像颜色信息的变化情况,其值越大,说明融合结果的颜色信息与源图像越接近。空间频率和平均梯度可用于反映融合图像微小细节和纹理变化的能力,这两个参数的值越高,图像越清晰。结构相似性衡量融合图像与源图像的结构相似程度,其值越大,说明融合图像的结构与源图像越接近。

六组融合实验的具体评价参数如表 2 所示。除个别参数外,DWT 算法、Laplace 算子法、SR 算法和引导滤波算法绝大多数的指标值均低于 JCAN

算法和 PST 方法,说明后两种方法的性能要优于前四种方法。进一步对比 JCAN 算法和 PST 方法的参数,两种方法的最佳参数总数基本相等(14 个和 15 个)。单个指标最佳参数个数方面,两个方法的表现也基本相同,如五组对比实验中,JCAN 和 PST 方法的结构相似性与相关系数指标的最佳参数个数比分别为 2:3、3:2,对其他指标也有相似的结果。

综上所述,相对于其他四种算法,深度学习方法和本文方法所得融合结果均较好地保留了源图像的相关信息,色彩分布与源图像非常接近,失真较小,同时在融合结果清晰度、边缘信息保持能力等方面均取得了良好的效果,两种方法相比性能相当,与主观评价具有相同的结果。但深度学习方法涉及的学习过程、数据标记使计算时间大大增加,因此本文方法的效率要高于深度学习方法。

表2 融合结果客观评价指标
Table 2 Objective evaluation indexes of fusion results

| Source image | Method | Mutual information | Average gradient | Information entropy | Spatial Frequency | Structural similarity | Correlation coefficient |
|--------------|-----------------------------|--------------------|------------------|---------------------|-------------------|-----------------------|-------------------------|
| Lytro-07 | DWT | 1.2596 | 2.081 | 7.725 | 7.9721 | 0.8505 | 0.9846 |
| | Laplace | 1.2814 | 2.085 | 7.7265 | 7.8191 | 0.8518 | 0.9844 |
| | SR | 1.3125 | 2.097 | 7.7299 | 8.0113 | 0.8558 | 0.9847 |
| | Guided filter | 1.3261 | 2.090 | 7.7279 | 7.9890 | 0.8627 | 0.9842 |
| | JCAN | 1.3274 | 2.112 | 7.7322 | 8.1343 | 0.8841 | 0.9871 |
| | Kernel function of Ref. [9] | 1.3275 | 2.110 | 7.7356 | 8.0891 | 0.8808 | 0.9849 |
| | Proposed algorithm | 1.3268 | 2.116 | 7.7357 | 8.0958 | 0.8958 | 0.9852 |
| Lytro-01 | DWT | 1.222 | 2.320 | 7.866 | 6.8799 | 0.8419 | 0.9558 |
| | Laplace | 1.221 | 2.440 | 7.995 | 6.7878 | 0.8421 | 0.957 |
| | SR | 1.4103 | 2.529 | 7.9431 | 6.9071 | 0.8711 | 0.9515 |
| | Guided filter | 1.4151 | 2.502 | 7.923 | 6.9079 | 0.8902 | 0.9561 |
| | JCAN | 1.4260 | 2.660 | 8.0842 | 7.1654 | 0.8992 | 0.9625 |
| | Kernel function of Ref. [9] | 1.251 | 2.610 | 7.985 | 7.1644 | 0.8524 | 0.9578 |
| | Proposed algorithm | 1.422 | 2.630 | 8.1125 | 7.1676 | 0.8731 | 0.959 |
| Lytro-03 | DWT | 1.215 | 1.950 | 7.6214 | 6.5813 | 0.879 | 0.9864 |
| | Laplace | 1.216 | 1.980 | 7.5931 | 6.517 | 0.8802 | 0.9862 |
| | SR | 1.2129 | 2.013 | 7.6197 | 6.5045 | 0.8812 | 0.9869 |
| | Guided filter | 1.2224 | 2.010 | 7.6258 | 6.6014 | 0.8865 | 0.9865 |
| | JCAN | 1.2487 | 2.070 | 7.6272 | 6.5554 | 0.8873 | 0.9875 |
| | Kernel function of Ref. [9] | 1.219 | 2.030 | 7.6317 | 6.5239 | 0.8817 | 0.9882 |
| | Proposed algorithm | 1.223 | 2.040 | 7.6328 | 6.5593 | 0.8953 | 0.9885 |
| Lytro-12 | DWT | 1.436 | 3.241 | 7.4608 | 11.6537 | 0.8715 | 0.9865 |
| | Laplace | 1.441 | 3.247 | 7.4335 | 11.5088 | 0.8801 | 0.9869 |
| | SR | 1.4329 | 3.265 | 7.4667 | 11.6611 | 0.9114 | 0.9876 |
| | Guided filter | 1.4343 | 3.270 | 7.4614 | 11.6723 | 0.9025 | 0.9873 |
| | JCAN | 1.468 | 3.280 | 7.4733 | 11.6942 | 0.9170 | 0.9889 |
| | Kernel function of Ref. [9] | 1.443 | 3.283 | 7.4721 | 11.6762 | 0.8767 | 0.9893 |
| | Proposed algorithm | 1.446 | 3.286 | 7.4726 | 11.6973 | 0.9135 | 0.9892 |
| Lytro-14 | DWT | 1.337 | 2.810 | 7.5752 | 9.8157 | 0.8871 | 0.9692 |
| | Laplace | 1.339 | 2.820 | 7.5598 | 9.8079 | 0.8874 | 0.9698 |
| | SR | 1.3423 | 2.830 | 7.5601 | 9.8547 | 0.8883 | 0.9694 |
| | Guided Filter | 1.341 | 2.830 | 7.5576 | 9.8528 | 0.889 | 0.9692 |
| | JCAN | 1.347 | 2.840 | 7.5704 | 9.8552 | 0.8897 | 0.9771 |
| | Kernel function of Ref. [9] | 1.344 | 2.860 | 7.5609 | 9.8047 | 0.8904 | 0.9700 |
| | Proposed algorithm | 1.343 | 2.870 | 7.5606 | 9.8717 | 0.8910 | 0.9703 |

5 结 论

本文通过对线性相位拉伸理论的分析,提出了新的拉伸核函数,并基于此设计了一种基于线性相位拉伸与HSI变换相结合的多聚焦图像融合算法,即基于扩展相位拉伸变换的多聚焦图像融合算法,并通过图像的相位图、差值图的对比,结合采用不同图像得到的仿真实验结果,说明本文算法在融合结果信息量保持、边缘信息保留能力及清晰度等方面具有较好的

表现,其融合图像的互信息、信息熵、空间频率、平均梯度、相关系数及结构相似性等指标比现有的其他方法平均提高5%以上,验证了本文算法的合理性与有效性。另外,还设计了一个相位拉伸核函数,如何设计能够更好地描述图像边缘和细节信息的拉伸核函数是以后需要进一步努力的方向。

参 考 文 献

- [1] Wang J, Wu X S. Medical image fusion based on improved guided filtering and dual-channel pulse

- coupled neural networks [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(15): 151004.
- 王建, 吴锡生. 基于改进的引导滤波和双通道脉冲耦合神经网络的医学图像融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(15): 151004.
- [2] Cao J, Chen H, Zhang J W. Research on multi-focus image fusion algorithm based on super resolution[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(3): 180-186.
- 曹军, 陈鹤, 张佳薇. 基于超分辨率的多聚焦图像融合算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(3): 180-186.
- [3] Ouyang N, Li Z, Yuan H, et al. Multi-focus image fusion based on adaptive sparse representation [J]. *Microelectronics & Computer*, 2015, 32(6): 22-26, 31.
- 欧阳宁, 李子, 袁华, 等. 基于自适应稀疏表示的多聚焦图像融合[J]. *微电子学与计算机*, 2015, 32(6): 22-26, 31.
- [4] Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsamped contourlet transform domain [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(12): 1508-1514.
- 屈小波, 闫敬文, 肖弘智, 等. 非降采样 Contourlet 域内空间频率激励的 PCNN 图像融合算法[J]. *自动化学报*, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [5] Asghari M H, Jalali B. Anamorphic transformation and its application to time-bandwidth compression [J]. *Applied Optics*, 2013, 52(27): 6735-6743.
- [6] Suthar M, Asghari H, Jalali B. Feature enhancement in visually impaired images[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 1407-1415.
- [7] Asghari M H, Jalali B. Discrete anamorphic transform for image compression [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(7): 829-833.
- [8] Ilovitsh T, Jalali B, Asghari M H, et al. Phase stretch transform for super-resolution localization microscopy[J]. *Biomedical Optics Express*, 2016, 7(10): 4198-4209.
- [9] Asghari M H, Jalali B. Edge detection in digital images using dispersive phase stretch transform[J]. *International Journal of Biomedical Imaging*, 2015, 2015: 687819.
- [10] Qian W, Chang X, Hu L. Infrared and visible image pseudo color fusion algorithm based on improved color transfer strategy and NSCT [J]. *Infrared Technology*, 2019, 41(6): 555-560.
- 钱伟, 常霞, 虎玲. 基于改进颜色传递策略与 NSCT 的红外与可见光图像伪彩色融合[J]. *红外技术*, 2019, 41(6): 555-560.
- [11] Jin X, Nie R C, Zhou D M, et al. Multifocus color image fusion based on NSST and PCNN[J]. *Journal of Sensors*, 2016, 2016(2): 1-12.
- [12] Li X L, Nie X F, Huang H B, et al. Remote sensing image fusion method based on guided filter and histogram matching [J]. *Video Engineering*, 2018, 42(10): 17-20, 76.
- 李晓玲, 聂祥飞, 黄海波, 等. 基于引导滤波和直方图匹配的遥感图像融合[J]. *电视技术*, 2018, 42(10): 17-20, 76.
- [13] Luo X Q, Xiong M Y, Zhang Z C. Multi-focus image fusion method based on the joint convolution auto-encoder network[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(7): 1651-1658.
- 罗晓清, 熊梦渔, 张战成. 基于联合卷积自编码网络的多聚焦图像融合方法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(7): 1651-1658.
- [14] Zhou X L, Jiang Z T. Infrared and visible image fusion combining pulse-coupled neural network and guided filtering [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11): 1110003.
- 周晓玲, 江泽涛. 结合脉冲耦合神经网络与引导滤波的红外与可见光图像融合[J]. *光学学报*, 2019, 39(11): 1110003.
- [15] Zhu D R, Xu L, Wang F B, et al. Multi-focus image fusion algorithm based on fast finite shearlet transform and guided filter [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(1): 011001.
- 朱达荣, 许露, 汪方斌, 等. 基于快速有限剪切波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(1): 011001.
- [16] Yi W, Zeng Y, Yuan Z. Fusion of GF-3 SAR and optical images based on the nonsubsamped contourlet transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(11): 1110002.
- 易维, 曾湧, 原征. 基于 NSCT 变换的高分三号 SAR 与光学图像融合[J]. *光学学报*, 2018, 38(11): 1110002.