

基于对比度增强的红外与可见光图像融合

周渝人^{1,2} 耿爱辉^{1,3} 王莹^{1,2} 陈娟^{1,4} 张强¹

¹ 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033
² 中国科学院大学, 北京 100039
³ 长春理工大学理学院, 吉林 长春 130022
⁴ 长春工业大学电气与电子工程学院, 吉林 长春 130012

摘要 为提高低亮度红外与可见光图像融合的视觉效果,提出了一种对比度增强的图像融合算法。使用双边滤波器对光照进行估计,提出了双边滤波带子带分解多尺度 Retinex 变换,并在此基础上对原图像进行子带分解。使用基于局部空间频率的细节增强融合策略完成子带内系数融合,使用全局方差加权融合策略完成子带间系数融合。使用非线性拉伸法将融合结果由对数域映射到显示域。实验结果表明,该方法可有效消除光晕,提高融合图像清晰度,使细节信息更突出。

关键词 图像处理; 对比度增强; 双边滤波; 子带分解多尺度 Retinex; 图像融合

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201441.0909001

Contrast Enhanced Fusion of Infrared and Visible Images

Zhou Yuren^{1,2} Geng Aihui^{1,3} Wang Ying^{1,2} Chen Juan^{1,4} Zhang Qiang¹

¹ Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China

² Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 10039, China

³ College of Sciences, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China

⁴ College of Electrical and Electronic, Engineering Changchun University of Technology, Changchun, Jilin 130012, China

Abstract A contrast enhanced image fusion algorithm is proposed to improve the visual effect of fused image from infrared and visible images at low lightness. Estimating background luminance by bilateral filter, the subband-decomposed multiscale Retinex with bilateral filtering is proposed, and original images are decomposed using proposed transformation. Coefficient matrixes in the same subband are fused by using detail enhancement strategy based on local space frequency, and fused coefficient matrixes in different subbands are fused by global variance weighted sum. The fusion result is needed for the transition from the logarithmic domain to the display domain by improved nonlinear stretching. The results of experiments demonstrate that the proposed algorithm can effectively overcome the halo phenomenon, improving definition of fused image, and the detail information is more salient.

Key words image processing; contrast enhancement; bilateral filtering; subband-decomposed multiscale Retinex; image fusion

OCIS codes 100.2000; 100.2980; 100.2960

1 引 言

图像融合将来自多个传感器的数据信息互补合

成一幅新的图像,提供比原图像更丰富的视觉信息^[1]。红外传感器和可见光传感器是两种最常用的

收稿日期: 2014-01-08; 收到修改稿日期: 2014-04-03

基金项目: 吉林省科技厅(50105)

作者简介: 周渝人(1985—),男,博士研究生,主要从事图像融合、图像增强等方面的研究。E-mail: zyrbeyond@163.com

导师简介: 陈娟(1961—),女,研究员,博士生导师,主要从事光电跟踪与伺服控制技术等方面的研究。

E-mail: chenjuan@mail.ccit.edu.cn(通信联系人)

图像传感器,其成像机理具有一定的互补性,将红外图像与可见光图像融合,有利于综合红外图像较好的目标指示特性和可见光图像的场景信息^[2]。在自动目标识别、目标跟踪、军事侦察、安全监控以及医学诊断等领域,红外和可见光图像融合得到了广泛的应用。

在像素级图像融合方法中,以多尺度变换方法应用最多,包括小波变换^[3]、Contourlet 变换^[4]、NSCT 变换^[5]、Shearlet 变换^[6]等。这类融合方法在设计时大都考虑如何更好的保留原始图像中的信息,很少对待融合图像做进一步处理。然而由于受到传感器性能、光照条件、天气环境等因素的影响,从传感器获得的图像的分辨率和对比度都会有不同程度的下降,因此,对图像进行增强处理是必要的。文献[7]和文献[8]中的方法都是先将对比度较低的原图像进行空域的增强处理,再对增强后图像进行多尺度变换融合。该类方法显然增加了处理的步骤,而且增强算法的好坏直接影响融合图像的质量。例如直方图均衡法引起的局部过增强^[9],会在融合图像中直接反映出来;文献[10]和文献[11]方法先将低对比度图像进行多尺度分解,然后对低频系数进行对比度增强处理,对高频系数进行边缘增强处理,最后对系数进行加权融合再多尺度重构得到增强后的融合图像。该类方法虽然将图像增强和融合步骤放到了一起,但是在原图像对比度较好的情况下,会造成融合图像某些细节信息的失真,有明显的人工痕迹。

针对上述问题,提出了一种基于子带分解多尺度 Retinex 变换(SDMSR)的对比度增强图像融合方法。通过引入双边滤波器、设计新的融合规则以及非线性拉伸方法,消除了融合图像的光晕,进一步提高了对比度、凸显了图像细节。实验结果表明了该算法的有效性。

2 子带分解多尺度 Retinex 理论

子带分解多尺度 Retinex 是 Jang 等人在多尺度 Retinex 理论(MSR)基础上提出的新的图像增强方法,并应用于遥感图像增强^[12-13]和图像融合^[14-15]中。多尺度 Retinex 算法^[16]可描述为

$$R(x, y) =$$

$$\sum_{n=1}^N \omega_n \{ \log I(x, y) - \log [F_n(x, y) * I(x, y)] \},$$

(1)

式中 $R(x, y)$ 为多尺度 Retinex 输出, N 为尺度个

数, ω_n 为补偿权重,满足 $\sum \omega_n = 1$, “ $*$ ”表示卷积运算, $F_n(x, y)$ 为高斯环绕函数:

$$F_n(x, y) = K \cdot \exp[-(x^2 + y^2)/\sigma_n^2], \quad (2)$$

式中 σ_n 是尺度因子, K 是归一化参数,满足 $\iint F_n(x, y) dx dy = 1$ 。

子带分解多尺度 Retinex 算法的整体结构如图 1 所示。该算法由改良的对数函数、子带分解、子带增益和线性拉伸等步骤构成。

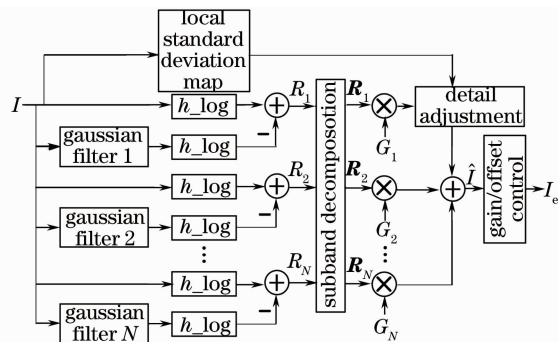


图 1 子带分解多尺度 Retinex 结构

Fig. 1 Structure of the subband-decomposed multiscale Retinex

在(3)式的改良对数函数下,得到不同尺度因子下的 N 个单尺度 Retinex 输出 R_1 到 R_N 。该对数函数为

$$h_log(I) = \omega \cdot I^+ + (1 - \omega) \cdot I^-, \quad (3)$$

式中 $I^+ = \log(I + 1)$, 实现对灰度值低的区域细节增强, $I^- = \log D - \log(D - I)$, 实现对灰度值高的区域细节增强, D 为输入图像的灰度阶数, 若输入图像为 8 中 bit 位宽灰度数据, 则 $D = 256$ 。

$$\omega = \frac{1}{M} \sum_{(x, y) \in \Omega} \left[\frac{\zeta^+(x, y)}{\zeta^+(x, y) + \zeta^-(x, y)} \right], \quad (4)$$

式中 M 是图像总的像素数, (x, y) 是图像的位置坐标, Ω 是像素点的位置集合, $\zeta^+(x, y)$ 是 I^+ 的 n pixel \times n pixel 窗口内的局部标准差, $\zeta^-(x, y)$ 是 I^- 的 n pixel \times n pixel 窗口内的局部标准差, 这里 n 一般取 3 或 5。

然后进行子带分解, 得到不重叠的光谱子带系数, 由高频到低频为 $\bar{R}_1, \bar{R}_2, \dots, \bar{R}_N$ 。分解过程为

$$\bar{R}_n = \begin{cases} R_1, & n = 1 \\ R_n - R_{n-1}, & 2 \leq n \leq N \end{cases} \quad (5)$$

完成分解之后, 根据各子带系数的分布特征, 对系数进行增益, 提高图像对比度, 最后对增益后的最高频系数进行细节调整, 得到增强后的 Retinex 对数域结果:

$$\hat{I} = D_{AF}(x, y) \cdot (G_1 \cdot \bar{R}_1) + \sum_{n=2}^N G_n \cdot \bar{R}_n, \quad (6)$$

式中 $D_{AF}(x, y)$ 是细节调整矩阵, G_i 是子带系数增益矩阵, 计算过程如下:

$$D_{AF}(x, y) = 1 - \alpha \cdot (\tilde{\zeta}(x, y) - 0.5)^2,$$

$$G_i(x, y) = \left[\frac{1}{\hat{R}_i(x, y) + c} \right]^{1-\bar{\sigma}_i}, \quad (7)$$

这里,

$$\tilde{\zeta}(x, y) = \frac{\zeta(x, y)}{\zeta_{\max}},$$

$$\hat{R}_i(x, y) = \frac{|\bar{R}_i(x, y)|}{|\bar{R}_i|_{\max}},$$

$$\zeta_{\max} = \max_{(x, y) \in \Omega} \{\zeta(x, y)\},$$

$$|\bar{R}_i|_{\max} = \max_{(x, y) \in \Omega} \{|\bar{R}_i(x, y)|\},$$

$$\bar{\sigma}_i = \frac{\sigma_i}{\sigma_N},$$

α 的取值范围 $0 \sim 4.0$, c 的取值范围 $0.01 \sim 0.1$, $i = 1, 2, \dots, N$, $\zeta(x, y)$ 是原始图像的局部标准差矩阵; $\bar{\sigma}_i$ 为尺度因子的归一化值。

最后使用增益/补偿控制将图像由对数域映射回显示域, 计算公式如下:

$$I_e(x, y) = \frac{D-1}{\hat{I}_{\max} - \hat{I}_{\min}} \cdot (\hat{I}(x, y) - \hat{I}_{\min}), \quad (8)$$

式中 $\hat{I}_{\max} = \max_{(x, y) \in \Omega} \{\hat{I}(x, y)\}$, $\hat{I}_{\min} = \min_{(x, y) \in \Omega} \{\hat{I}(x, y)\}$.

3 对比度增强的 SDMSR 图像融合

3.1 双边滤波 SDMSR

在 SDMSR 方法中, 使用高斯滤波器对图像的背景光照进行估计, 而高斯滤波器是各向同性的, 因此在明暗变化强烈处即灰度值发生阶跃变化处, 位于分界处两侧的高斯滤波结果是十分接近的, 不能对光照做出准确估计, 相减后得到的 Retinex 输出在分界处便出现了光晕。为此, 使用各向异性的双边滤波器对光照进行估计, 克服光晕的产生。

双边滤波是由 Tomasi 等在文献[17]中提出的各向异性的低通滤波器。它是空间域滤波和灰度值滤波的结合, 利用当前点和邻域像素点的空间相似性和灰度值相似性来确定滤波后的像素值, 也称为双域滤波。

设输入图像为 $I(x)$, 双边滤波后的结果 $H(x)$ 为

$$H(x) = [1/k(x)] \cdot \iint I(\xi) c(\xi, x) s[I(\xi), I(x)] d\xi, \quad (9)$$

$$k(x) = \iint c(\xi, x) s[I(\xi), I(x)] d\xi,$$

式中 $k(x)$ 为归一化参数, $c(\xi, x)$ 是当前点 x 与窗口内像素点 ξ 之间的空间距离产生的权值, $s[I(\xi), I(x)]$ 则是当前点 x 的灰度值与窗口内像素点 ξ 的灰度值之差产生的权值。

采用各向同性的高斯函数作为 $c(\xi, x)$ 和 $s[I(\xi), I(x)]$ 的求解表达式, 即

$$c(\xi, x) = \exp[-(d(\xi, x)/\sigma_d)^2/2],$$

$$s[I(\xi), I(x)] = \exp\{-[\delta(I(\xi), I(x))/\sigma_r]^2/2\}.$$

其中, $d(\xi, x) = d(\xi - x) = \|\xi - x\|$, 表示两个像素点坐标 ξ 和 x 之间的欧式距离, $\delta(\phi, f) = \delta(\phi - f) = \|\phi - f\|$, 表示两个像素点 ξ 和 x 的灰度值之差, σ_d 和 σ_r 分别为空间域滤波和灰度值滤波的高斯标准差。

假设滤波的当前点在亮暗分界处的亮侧, 滤波窗口同时覆盖亮侧和暗侧, 虽然空间域滤波 $c(\xi, x)$ 使得位于亮暗两侧距离当前点等距离的像素点具有相同的权重, 但是灰度值滤波 $s[I(\xi), I(x)]$ 却使得与当前点灰度值差异较大的暗侧像素点的权值很小, 从而大大减小暗侧像素值对亮侧像素滤波结果的影响; 同理, 位于暗侧的像素点的滤波结果主要由暗侧像素决定, 受亮侧像素影响较小。因此, 各向异性的双边滤波使得分界处的光照估计更加准确, 有效消除光晕现象。

3.2 子带内系数融合策略

与传统多尺度图像融合过程相似, 在得到红外与可见光图像的 SDMSR 的各层子带系数后, 对同层子带系数进行融合, 再对融合后的各层系数进行子带间的融合, 得到融合图像的对数域结果, 最后再映射回显示域, 完成融合过程。

在子带内系数融合中, 待融合的两个系数矩阵代表了红外图像和可见光图像在同一光谱频带下的分解系数。高频系数包含了场景中的细节信息; 低频系数包含了场景的大体轮廓; 为了使融合图像更多的包含红外图像和可见光图像的细节信息, 并且在融合过程中不造成明显的人工痕迹, 采用基于局部空间频率的加权融合规则:

$$\bar{R}_n^f = \sum_{i \in \{A, B\}} \omega_n^i \cdot \bar{R}_n^i, \quad (10)$$

$$\omega_n^i(x, y) = \frac{L_{SF_n^i}(x, y)}{L_{SF_n^A}(x, y) + L_{SF_n^B}(x, y)},$$

$$i \in \{A, B\}, (x, y) \in \Omega, \quad (11)$$

式中 \bar{R}_n^f 是融合后的系数矩阵, L_{SF_n} 是图像的局部空间频率矩阵, 具体计算过程如下:

$$\begin{aligned}
 L_{\text{SF}_n}^i(x, y) &= \sqrt{[L_{\text{RF}_n}^i(x, y)]^2 + [L_{\text{CF}_n}^i(x, y)]^2} \\
 L_{\text{RF}_n}^i(x, y) &= \sqrt{\frac{1}{(2k+1)^2} \sum_{m=x-kn}^{x+k} \sum_{n=y-k}^{y+k-1} [\mathbf{R}_n^i(m, n+1) - \bar{\mathbf{R}}_n^i(m, n)]^2} \\
 L_{\text{CF}_n}^i(x, y) &= \sqrt{\frac{1}{(2k+1)^2} \sum_{m=x-kn}^{x+k-1} \sum_{n=y-k}^{y+k} [\bar{\mathbf{R}}_n^i(m+1, n) - \mathbf{R}_n^i(m, n)]^2}
 \end{aligned} \tag{12}$$

L_{RF} 与 L_{CF} 是系数矩阵的局部水平空间频率矩阵和局部垂直空间频率矩阵, 窗口大小为 $(2k+1) \text{ pixel} \times (2k+1) \text{ pixel}$ 。

由以上计算过程可以看出, 局部空间频率求的是图像的水平 and 垂直方向的一阶导数, 只对灰度级的阶跃敏感, 对噪声并不敏感。而且它的大小反映了窗口中细节信息的多少。在融合时, 考虑到计算复杂度, 并且高频系数包含丰富的细节信息, 系数之间变化明显, 因此取 $k=2$, 即窗口大小为 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$; 低频系数反映图像的能量分布和大体轮廓, 系数之间变化平缓, 窗口相对取大一些, 取 $k=5$, 即窗口大小为 $11 \text{ pixel} \times 11 \text{ pixel}$ 。

3.3 子带间系数融合策略

低频子带系数反映图像的能量分布和场景大体轮廓; 高频子带系数反映场景中物体的细节信息。那么, 子带间系数融合的原则就是既要保证融合图像整体亮度分布与原图像亮度分布相同, 又要兼顾细节信息的突出。因此, 采用整体方差加权融合规则, 以不同层系数矩阵的整体方差作为融合的权重。计算如下:

$$\begin{aligned}
 \omega_k &= \frac{x_{\text{SD}k}}{\sum_{k=1}^N x_{\text{SD}k}} \\
 x_{\text{SD}k} &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [\mathbf{R}_k^F(i, j) - \bar{X}_k]^2 \\
 \bar{X}_k &= \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \mathbf{R}_k^F(i, j), \tag{13}
 \end{aligned}$$

式中

$$I_{\text{out}} = \begin{cases} 0, & I_{\text{in}} < \mu - 3 \cdot \sigma \\ 255 \cdot (I_{\text{in}} - t_{\text{min}}) / (t_{\text{max}} - t_{\text{min}}), & \mu - 3 \cdot \sigma \leq I_{\text{in}} \leq \mu + 3 \cdot \sigma \\ 255, & I_{\text{in}} > \mu + 3 \cdot \sigma \end{cases} \tag{15}$$

式中 μ 是对数域结果 I_{in} 的均值, σ 是 I_{in} 的标准差, 该非线性拉伸方法使相对集中的对数域直方图分散到整个 $0 \sim 255$ 的数轴上, 提高图像对比度和层次感。

方差代表图像中像素值变化的剧烈程度。若图像细节较多, 则方差值也大, 那么权重就大, 细节可以在融合图像中很好的保留。

综上所述, 融合图像的对数域结果为

$$\hat{\mathbf{I}}(x, y) = D_{\text{AF}}(x, y) \cdot [\omega_1 \cdot \bar{\mathbf{R}}_1^F(x, y)] + \sum_{k=2}^N \omega_k \cdot \bar{\mathbf{R}}_k^F(x, y), \tag{14}$$

上式中 $D_{\text{AF}}(x, y)$ 根据 (7) 式由两幅原图像求得; (7) 式中参数的变化如下:

$$\begin{aligned}
 \tilde{\zeta}(x, y) &= \max_{i \in \{A, B\}} \{\tilde{\zeta}^i(x, y)\}, \\
 \tilde{\zeta}^i(x, y) &= \frac{\zeta^i(x, y)}{\zeta_{\text{max}}^i}, \\
 \zeta_{\text{max}}^i &= \max_{(x, y) \in \Omega} \{\zeta^i(x, y)\}.
 \end{aligned}$$

3.4 对数域到显示域的映射

在 SDMSR 方法中, 使用 (8) 式的线性拉伸方法将图像从对数域映射回显示域。但是, SDMSR 的对数域结果的统计直方图的形状与标准正态分布的曲线极其相似, 在靠近最大值和最小值的一段系数值区域内, 这些系数值所占的像素个数很少, 但却占据了较宽的数值范围。使用最大最小值的线性拉伸后, 其占据绝大部分像素个数的灰度值范围仍然比较集中, 图像的视觉效果不佳。

为了使得相对集中的灰度值范围分布到整个灰度级上, 采取一个非线性的拉伸方法完成对数域到显示域的映射。设 I_{in} 为 SDMSR 的对数域结果, I_{out} 为拉伸后显示域的输出结果, 则

3.5 对比度增强融合算法步骤

根据以上分析, 红外与可见光图像融合算法的步骤如下:

1) 根据输入的红外与可见光图像, 求取两幅输

入图像的局部标准差映射和 $D_{AF}(x,y)$;

2) 根据选定的 N 组双边滤波参数 σ_d 和 σ_r , 对红外图像和可见光图像进行 N 层 SDMSR 分解;

3) 对相同层的子带分解系数使用局部空间频率加权规则进行融合;

4) 对融合后的各层子带系数使用(14)式进行融合, 得到融合后的 SDMSR 对数域结果;

5) 使用(15)式的非线性拉伸将融合图像从对数域映射到显示域, 得到对比度增强的融合图像。

4 实验结果与分析

列出的两组实验图片来自于图像融合网站 <http://www.imagefusion.org/>, 实验硬件平台为: CPU 为 IntelCore i7-4770, 主频 3.40 GHz; 内存 4G; 软件平台: 操作系统为 Windows 7 旗舰版; Matlab 版本为 R2010b; 程序未优化时, 所提方法的运行时间为: 20.9344 s。为说明算法的有效性, 选择传统多尺度小波融合方法、文献[10]的 CE-WT 融合方法、文献[14]的 GF-SDMSR 融合方法作为

对比实验。其中, 小波融合方法是传统多尺度图像融合的代表方法, 融合过程没有图像对比度增强的处理步骤。具体参数为源图像进行‘sym4’小波的 5 层分解, 融合规则为低频加权平均, 高频绝对值取大法融合; 文献[10]的 CE-WT 方法是具有代表性的多尺度对比度增强的融合方法, 该方法在小波变换的基础上对其低频和高频分解系数加入了图像增强处理步骤, 在完成融合的同时完成了图像对比度的增强; 文献[14]的 GF-SDMSR 方法与所提方法相似, 同样是基于 SDMSR 的图像融合方法, 该方法使用高斯滤波器估计光照, 设计了较复杂的融合规则来抑制光晕的产生。如图 2 所示: 第一组图像分辨率为 $360 \text{ pixel} \times 270 \text{ pixel}$, 两幅原图像的对比度较好; 第二组分辨率为 $632 \text{ pixel} \times 496 \text{ pixel}$, 可见光图像的对比度较低。GF-SDMSR 方法的参数值如下: $N=3; \sigma_1=10; \sigma_2=80; \sigma_3=210; D=256$ 。

所提融合方法的参数值如下:

$N=3; \sigma_1=[0.5, 10]; \sigma_2=[9, 80]; \sigma_3=[20, 240]; D=256$ 。

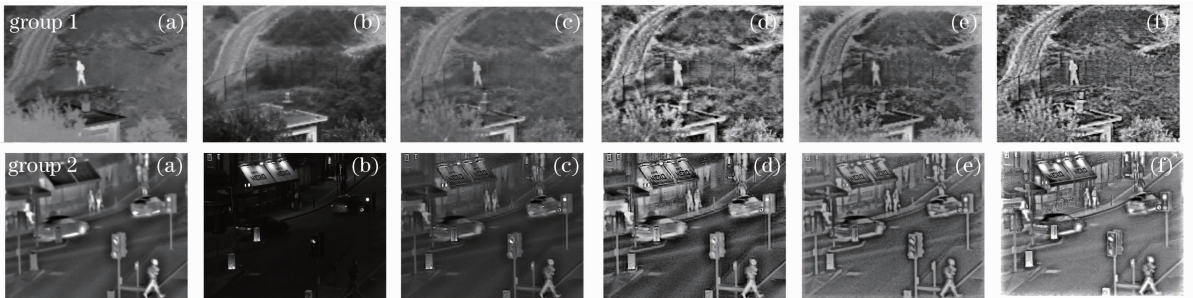


图 2 融合结果对比。(a) 红外图像; (b) 可见光图像; (c) 小波方法; (d) CE-WT 方法; (e) GF-SDMSR 方法; (f) 所提方法

Fig. 2 Comparison of fused results. (a) Infrared image; (b) visible image; (c) wavelet; (d) CE-WT; (e) GF-SDMSR; (f) proposed

在图 2 中可以看到, 小波方法融合图像的对比度情况随原图像的对比度情况而变换, 原图像对比度差时, 传统小波方法融合效果很差; CE-WT 方法, 在原图像对比度差时得到了很好的融合效果, 在原图像对比度较好时, 其融合图像在细节处有失真, 可以看到过增强的现象; GF-SDMSR 方法的实验结果要好于前两种融合方法, 但在第一组实验中, 融合

图像树丛中的人的边缘周围有一圈光晕, 并且由于其在融合规则上对光晕进行抑制, 导致了图像部分细节信息的丢失; 而所提方法在消除光晕、突出图像细节方面有很好的表现, 并且在融合对比度较好的原图像时也没有引起图像细节的过增强和失真, 有较好的通用性。在第二组融合图像中, 所提方法融合图像中心部分的椅子的细节要比其他方法的清晰

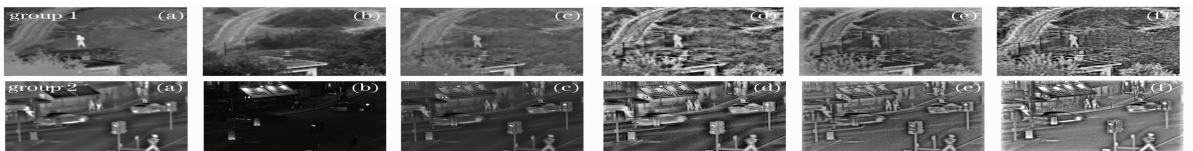


图 3 细节对比。(a) 小波方法; (b) CE-WT 方法; (c) GF-SDMSR 方法; (d) 所提方法

Fig. 3 Comparison of details. (a) Wavelet; (b) CE-WT; (c) GF-SDMSR; (d) proposed

得多,为方便观看,把椅子部分单独列在图 3 中进行对比。

为了客观的衡量所提算法的有效性,采用以下融合质量客观评价指标对融合图像进行客观评价:平均梯度、空间频率、互信息和融合信息逼真度(VIFF)。

平均梯度又叫清晰度,用来评价图像的模糊程度的重要指标,它反映图像中微小细节变化的反差

特征,该值越大融合图像越清晰;空间频率前文已经解释过,其值越大图像质量越高;互信息反映的是融合图像与两幅原图像之间的相关性大小,值越大则相关性越高;VIFF 指标是文献[18]提出的符合人眼视觉特性的融合图像质量评价指标,该值越大说明融合图像的视觉效果越好,具体的计算过程参考文献[18]。

平均梯度计算公式如下:

$$\begin{aligned} D_x(i, j) &= I(i, j) - I(i + 1, j) \\ D_y(i, j) &= I(i, j) - I(i, j + 1) \\ g &= \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{1}{2} [D_x^2(i, j) + D_y^2(i, j)]}, \end{aligned} \quad (16)$$

互信息计算公式如下:

$$\begin{aligned} MI_{FA} &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{FA}(i, j) \log_2 \frac{P_{FA}(i, j)}{P_F(i)P_A(j)} \\ MI_{FB} &= \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{FB}(i, j) \log_2 \frac{P_{FB}(i, j)}{P_F(i)P_B(j)} \\ MI_F^{AB} &= MI_{FA} + MI_{FB}, \end{aligned} \quad (17)$$

式中 (i, j) 是像素点在图像中的位置索引,图像 I 的分辨率为 $M \text{ pixel} \times N \text{ pixel}$, L 是图像的灰度级, $P_{FA}(i, j)$ 、 $P_{FB}(i, j)$ 是图像的联合概率密度, $P_A(i)$ 、 $P_B(i)$ 、 $P_F(i)$ 是图像的概率密度。

融合结果的客观性能指标如表 1 所示。从实验数据中可以看到,所提算法在平均梯度和空间频率上都要高于其他方法,说明所提方法在细节的清晰度和细节的融合质量上要优于其他方法;CE-WT 方法虽然在平均梯度和空间频率上都要好于小波方法和 GF-SDMSR 方法,说明图像对比度得到了增

强,但在第一组实验的 VIFF 指标上却是最低的,说明该方法在原图像对比度较好的情况下,会引起增强,造成图像细节的失真;在互信息指标上,对比度增强的融合方法都低于小波方法,这是因为对比度增强后融合图像直方图较原图像的直方图分布变换较大,所提方法融合图像直方图形状与标准正态分布形状相似,故互信息值最低。在 VIFF 指标上,所提算法融合图像要高于其他算法,说明所提算法的融合图像视觉效果更佳。

表 1 客观性能指标对比

Table 1 Comparison of objective assessment index

	Algorithm	Average gradient	Space frequency	Mutual information	VIFF
Group 1	Wavelet	5.4474	10.1870	0.8986	0.5435
	CE-WT	11.8536	20.3327	0.7577	0.5013
	GF-SDMSR	9.3557	16.7168	0.7793	0.6621
	Proposed	21.0604	36.1279	0.7366	0.8785
Group 2	Wavelet	3.0737	8.5324	1.0237	0.6708
	CE-WT	5.0228	14.3382	0.7926	0.8624
	GF-SDMSR	4.1050	10.1384	0.8835	0.8508
	Proposed	10.5645	22.7446	0.5626	0.9273

5 结 论

在子带分解多尺度 Retinex 理论基础上,提出了基于双边滤波 SDMSR 的对比度增强的红外与可

见光图像融合方法。该方法通过引入双边滤波有效地消除了融合图像中的光晕现象,根据 SDMSR 分解产生的各层系数的特点,设计了相应的融合规则,

增强图像细节的同时又不引起失真;通过非线性拉伸方法将融合结果从对数域映射到显示域,进一步提高了对比度、凸显了图像细节。实验结果表明该算法在原图像对比度较好和较差情况下,均能达到很好融合效果,相比其他对比度增强融合方法,所提算法在凸显细节方面更优秀。

参 考 文 献

- Zhang Dexiang, Gao Qingwei, Chen Junning. Remote sensing image fusion algorithm using texture homogeneity measure based on wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(1): 158-162.
张德祥, 高清维, 陈军宁. 基于小波变换纹理一致性测度的遥感图像融合算法[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(1): 158-162.
- Guo Ming, Fu Zheng, Xi Xiaoliang. Novel fusion algorithm for infrared and visible images based on local energy in NSCT domain [J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(8): 2229-2235.
郭明, 符拯, 奚晓梁. 基于局部能量的 NSCT 域红外与可见光图像融合算法[J]. 红外与激光工程, 2012, 41(8): 2229-2235.
- Han Liang, Li Chanfei, Pu Xiujuan. Fusion method for infrared and visible light images based on image segmentation and stationary wavelet transform [J]. Journal of Chongqing University, 2013, 36(6): 112-118.
韩亮, 李婵飞, 蒲秀娟. 图像分割与平稳小波变换法融合红外与可见光图像[J]. 重庆大学学报, 2013, 36(6): 112-118.
- Chai Yong, He You, Qu Changwen. Multiscale image fusion algorithm based on subpixel weighted region energy [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(10): 2732-2737.
柴勇, 何友, 曲长文. 基于亚像素区域加权能量特征的多尺度图像融合算法[J]. 光学学报, 2009, 29(10): 2732-2737.
- Yang Yuetao, Zhu Ming, He Baigen, *et al.*. Fusion algorithm based on improved projected gradient NMF and NSCT [J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(5): 1143-1150.
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.
- Feng Xin, Wang Xiaoming, Dang Jianwu, *et al.*. Fusion of infrared and visible images based on Shearlet transform [J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2013, 24(2): 384-390.
冯鑫, 王晓明, 党建武, 等. 基于 Shearlet 变换的红外与可见光图像融合[J]. 光电子·激光, 2013, 24(2): 384-390.
- Zhang Lei, Li Jing, Li Genquan, *et al.*. Novel fusion algorithm based on image enhancement [J]. Laser and Infrared, 2013, 43(9): 1072-1075.
张雷, 李婧, 李根全, 等. 一种新的基于图像增强的融合算法[J]. 激光与红外, 2013, 43(9): 1072-1075.
- Melkamu H Asmare, Vijanth S Asirvadam, Lila Iznita. Multi-sensor image enhancement and fusion for vision clarity using contourlet transform [C]. International Conference on Information Management and Engineering, 2009, 112: 352-356.
- Wu Zepeng, Xuan Ming, Jia Hongguang, *et al.*. Infrared image dynamic range compression and contrast enhancement based on optimal mapping curve [J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(12): 1209002.
吴泽鹏, 宣明, 贾宏光, 等. 基于最优映射曲线的红外图像动态范围压缩和对比度增强方法[J]. 中国激光, 2013, 40(12): 1209002.
- Jingli Gao, Bo Li, Yidong Bao, *et al.*. Wavelet enhanced fusion algorithm for multisensor images [C]. International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks, 2011, 5474-5476.
- Fan Xu, Xiuqin Su. An enhanced infrared and visible image fusion method based on wavelet transform [C]. International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, 2013, 255: 453-456.
- J H Jang, B Choi, S D Kim, *et al.*. Sub-band decomposed multiscale retinex with space varying gain [C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2008, 3168-3171.
- J H Jang, S D Kim, J B Ra. Enhancement of optical remote sensing images by subband-decomposed multiscale retinex with hybrid intensity transfer function [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(5): 983-987.
- J H Jang, Y Bae, J B Ra. Multi-sensor image fusion using subband decomposed multiscale retinex [C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2009, 2177-2180.
- J H Jang, Y Bae, J B Ra. Contrast-enhanced fusion of multisensory images using subband-decomposed multiscale retinex [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8): 3479-3490.
- Wang Longzhi, Yao Xiaotian, Meng Zhuo, *et al.*. An optical coherence tomography attenuation compensation algorithm based on adaptive multi-scale retinex [J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(12): 1204001.
王龙志, 姚晓天, 孟卓, 等. 基于自适应多尺度 Retinex 的光学相干层析图像衰减补偿算法[J]. 中国激光, 2013, 40(12): 1204001.
- Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 1998, 839-846.
- Han Y, Cai Y Z, Cao Y, *et al.*. A new image fusion performance metric based on visual information fidelity [J]. Information Fusion, 2013, 14(2): 127-135.

栏目编辑:张浩佳