

基于非抽样 Shearlet 变换的红外与可见光图像融合方法^{*}

高国荣 刘艳萍

(西北农林科技大学理学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 针对同一场景红外图像与可见光图像的融合问题,提出了一种基于非抽样 Shearlet 变换(NSST)的融合算法。首先对源图像进行多尺度、多方向 NSST 分解,得到低频子带系数和各带通方向子带系数;然后,在局部区域结构相似度的基础上,采用基于局部区域能量的方法选择融合图像的低频子带系数;基于脉冲耦合神经网络(PCNN)对带通方向子带空间频率(SF)的响应而得到的点火次数选择融合图像的带通方向子带系数,得到融合图像的 NSST 系数;最后经过非抽样 Shearlet 逆变换得到融合图像。实验结果表明:与其他 5 种相关的融合方法相比,该方法可获得具有更好视觉效果和更优化指标的融合图像。

关键词: 红外图像 可见光图像 剪切波变换 融合 结构相似度

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)03-0268-07

引言

红外与可见光传感器是两类最常用的成像传感器。红外传感器通过获取地面目标的红外辐射来获取目标的信息,它依靠探测目标与背景间的热辐射差异来识别目标,能够拍摄到被遮挡的物体,发现隐藏的目标,因而具有识别伪装的能力,但对场景的亮度变化不敏感。可见光成像传感器敏感于目标场景的反射,获取的图像通常较清晰,从而可以准确提供目标所在场景的细节信息。因此,将红外与可见光图像进行融合就有利于综合红外图像较好的目标特征与可见光图像清晰的场景信息,提高人或者机器对目标的识别能力和对环境的释义能力。可见光与红外图像的融合技术与与农业有关的应用领域,如农业采摘机器人视觉系统^[1]、水果瘀伤的检测识别以及水果品质检测中都有较广泛的应用。

在基于多尺度分解的图像融合方法中,核心问题之一是选择何种有效的多尺度分解工具。小波变换是一种最常用的多尺度分解工具^[2]。然而,二维离散小波变换是各向同性的,它将图像分解为 3 个方向的高频子带,只能捕获图像中有限的方向信息,而不能高效地表示图像中的诸如边缘、轮廓等线状奇异性。各向异性的多尺度几何分析方法,如轮廓波变换以及非下采样轮廓波变换(NSCT)就很好地解决了这一问题,它们能对图像中各向异性的边缘

和纹理等信息给出更优的表示^[3]。目前,一些效果较好的图像融合算法大都基于 NSCT^[4-5]。然而,由于 NSCT 的实现过程过于复杂,因而在处理数据量巨大的图像数据时就存在运算所需内存大、计算复杂、实时性差的缺点;而且,NSCT 在频率空间中是隔层细分的,隔层细分在一定程度上削弱了其对图像稀疏表示的能力^[3]。2007 年以后,Guo^[6]等提出了一种新的多尺度几何分析方法——剪切波变换(Shearlet),这是一种接近最优的多维函数稀疏表示方法。相对于轮廓波和 NSCT,虽然剪切波变换具有与它们相似的实现过程,但是剪切波在实现过程中没有分解方向数目和支撑基尺寸大小的限制,而且其逆变换只需对正向变换中的剪切滤波器进行加和处理,而不需要像轮廓波变换和 NSCT 那样对方向滤波器进行逆合成,从而具有更高的实现效率。郑红^[7]、苗启广^[8]等已将其应用到可见光与红外图像以及多聚焦图像的融合中,并取得了比基于小波变换以及轮廓波变换的融合方法更好的融合效果。然而,剪切波变换在对图像进行处理时,仍然像小波变换一样需要进行降采样操作,从而使得剪切波变换不具备平移不变性。非平移不变使得图像经剪切波变换处理后会现伪吉布斯现象,从而导致融合后的图像出现失真。非抽样剪切波变换^[9](NSST)是一种具有平移不变性的剪切波变换的实现方式,其具有的平移不变特性使其比抽样的剪切波变换更适

收稿日期: 2013-04-16 修回日期: 2013-06-17

^{*} 西北农林科技大学人才基金资助项目

作者简介: 高国荣,博士生,主要从事多尺度几何分析及数字图像处理研究,E-mail: lypgr@sina.com

通讯作者: 刘艳萍,讲师,主要从事红外信号处理研究,E-mail: ypliu0626@sina.com

合于图像处理。由于该变换具有平移不变性且具有较强的方向选择特性,因此可以有效提取源图像中的有用信息,使得融合后的图像能更好地满足人的视觉要求^[2]。

脉冲耦合神经网络(PCNN)是一种新型的神经网络模型,与传统人工神经网络不同的是:它具有全局的脉冲耦合特性和同步特性。目前,PCNN 已被广泛应用于图像融合中^[10-11],作为基于多尺度分解的图像融合方法中频域系数选取的依据。相对于传统的基于像素的融合规则以及基于区域的融合规则来说,基于 PCNN 的图像融合规则由于使用了图像的全局信息,因此能使融合图像保留更多的细节信息,取得较好的融合效果。

然而,传统的基于 PCNN 的图像融合方法大都直接将单个频域系数作为 PCNN 神经元的外部输入。由于人的视觉系统对图像单个像素不敏感,因此仅仅将单个频域系数作为 PCNN 神经元的外部输入是不够的^[11]。为此,本文提出一种将非抽样剪切波变换与 PCNN 相结合的红外与可见光图像融合方法。根据图像局部结构相似度(SSIM)与局部区域能量以及 PCNN 对空间频率(SF)的响应选取融合图像的低频子带系数与带通方向子带系数,从而能够在保持源可见光图像场景信息的条件下,有效注入红外图像中的目标信息。

1 非抽样剪切波变换

对 $\forall \xi = (\xi_1, \xi_2) \in \mathbf{R}^2, \xi_1 \neq 0$, 令 ψ 的 Fourier 变换 $\hat{\psi}(\xi) = \hat{\psi}(\xi_1, \xi_2) = \hat{\psi}_1(\xi_1) \hat{\psi}_2\left(\frac{\xi_2}{\xi_1}\right)$, 其中 ψ_1, ψ_2 满足如下条件^[12]:

(1) $\psi_1 \in L^2(\mathbf{R}^2)$, 且对几乎所有的 $\xi \in \mathbf{R}$ 满足 Calderón 容许性条件: $\int_0^\infty \frac{|\hat{\psi}_1(a\xi)|^2}{a} da = 1$, 其中

$$\sup \hat{\psi}_1 \subset \left[-2, -\frac{1}{2}\right] \cup \left[\frac{1}{2}, 2\right].$$

(2) $\|\psi_2\|_{L^2} = 1, \sup \hat{\psi}_2 \subset [-1, 1]$; 则对 $\forall a > 0, s \in \mathbf{R}, t \in \mathbf{R}^2$, 图像 $f \in L^2(\mathbf{R}^2)$ 的剪切波变换定义为^[6,9,12]

$$SH_{\psi} f(a, s, t) = \langle f, \psi_{ast} \rangle \quad (1)$$

其中, $\psi_{ast}(x) = |\det \mathbf{M}_{as}|^{-\frac{1}{2}} \psi(\mathbf{M}_{as}^{-1}(x - t))$, $\mathbf{M}_{as} = \begin{bmatrix} a & -\sqrt{as} \\ 0 & \sqrt{a} \end{bmatrix}$ 。称 $\{\psi_{ast}(x) : a > 0, s \in \mathbf{R}, t \in \mathbf{R}^2\}$ 为连续剪切波系统。每个矩阵 $\mathbf{M}_{as}$ 可以分解为一个剪切

矩阵 $\mathbf{B}_s = \begin{bmatrix} 1 & -s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 与一个各向异性的膨胀矩阵

$\mathbf{A}_a = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{bmatrix}$ 的乘积, 即 $\mathbf{M}_{as} = \mathbf{B}_s \mathbf{A}_a$ 。因此, 每个矩阵 $\mathbf{M}_{as}$ 就包含了两种不同的操作: 由膨胀矩阵 $\mathbf{A}_a$ 所对应的各向异性的伸缩以及由剪切矩阵 $\mathbf{B}_s$ 所对应的剪切。

图像 f 可以由其对应的剪切波变换进行重构, 其重构公式为^[6,9]

$$f(x) = \int_{\mathbf{R}^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} \langle f, \psi_{ast} \rangle \psi_{ast}(x) \frac{da}{a^3} ds dt \quad (2)$$

虽然剪切波变换非常适合于图像中各向异性的边缘曲线的分析, 但是基于抽样的剪切波变换由于在变换的过程中对图像进行了下采样操作, 因此它是移变的。非抽样剪切波变换是在空域对图像进行剪切波变换时, 通过非下采样 Laplacian 金字塔变换与剪切波滤波器的不同组合来实现的^[12], 其变换的过程中没有对图像进行下采样操作, 因此对图像进行非抽样剪切波变换的结果仍然是一系列与原始图像大小相同的子带图像, 从而使该变换具有了平移不变性。由于非抽样剪切波变换具有平移不变性, 所以比具有下采样的剪切波变换更适合于图像融合。将 NSST 运用到多源图像融合领域, 能够为融合后的图像提供更多的有用信息; 同时, 由于 NSST 分解和重构中不存在对源图像的下采样和上采样环节, 因此其分解和重构过程中不会产生频率混叠现象, 而且分解得到所有子带图像与源图像大小相同, 这些特性使得在后续的图像融合过程中能够有效减少图像的配准误差对融合结果的不利影响, 同时可以较容易地找到各子带图像像素之间的对应关系, 从而有利于融合效果的提升。因此本文将 NSST 运用于红外图像与可见光图像的融合中, 提出基于 NSST 的红外与可见光图像融合方法。

2 NSST 域红外与可见光图像融合方法

在红外图像 I_{IR} 与可见光图像 I_{VI} 经过空间配准的前提下(其配准方法可参见文献[13]), NSST 域红外图像与可见光图像融合算法包括如下步骤:

(1) 分解: 对已配准的红外图像 I_{IR} 与可见光图像 I_{VI} 分别进行 NSST 分解, 得到低频子带系数和一系列不同尺度、不同方向的带通方向子带系数 $\{C_{m_0}^l(i, j), C_{m,n}^l(i, j) (m > m_0)\} (l = I_{IR}, I_{VI})$, 其中 $C_{m_0}^l(i, j) (l = I_{IR}, I_{VI})$ 为 I_{IR} 与 I_{VI} 的低频子带系数, $C_{m,n}^l(i, j) (l = I_{IR}, I_{VI})$ 为 I_{IR} 与 I_{VI} 第 m 尺度、第 n 方向的子带系数。

(2) 融合: 对低频子带系数和各带通子带系数分别采用各自的融合规则得到融合图像 F 的 NSST

系数 $\{C_{m_0}^F(i,j), C_{m,n}^F(i,j) (m > m_0)\}$ 。

(3) 反变换:对融合图像 F 的 NSST 系数进行非采样剪切波逆变换,得到融合图像 F 。

2.1 低频子带系数融合规则

图像经多尺度分解后所得到的低频成分包含了图像的主要能量,主要表现为源图像的光谱信息,决定了图像的轮廓;高频部分代表图像的细节分量,包含源图像的边缘细节信息。红外与可见光成像传感器的成像机理是不同的。通常情况下,可见光图像能有效地描述目标所在场景的环境细节信息,而红外图像则有效地给出了该场景中红外目标的存在特性。因而在 NSST 域对红外与可见光图像融合时,如果仅仅采用简单的“平均法”来获得融合图像的低频子带系数,就会在一定程度上降低融合图像的视觉效果,使源图像中的一些有用信息丢失,因为该融合算子没有考虑红外图像与可见光图像各自的物理特征。

由于红外图像与可见光图像成像机理的不同,红外图像中热目标区域与可见光图像中对应区域所反映目标的结构通常存在显著差异,也就是结构相似性较低。将 Wang^[3,14]等定义的衡量两幅图像结构相似度的指标——结构相似度,引入红外图像与可见光图像的融合中,用以衡量红外图像与可见光图像局部结构的接近程度。两图像块的结构相似度(SSIM)定义为^[3,14]

$$SSIM(A,B) = [l(A,B)]^\alpha [c(A,B)]^\beta [s(A,B)]^\gamma$$

(3)

其中, α, β, γ 分别是用来调整亮度、对比度以及结构信息的权重, $l(A,B)$ 、 $c(A,B)$ 与 $s(A,B)$ 分别为亮度、对比度、结构比较函数,定义为^[3,14]

$$\begin{cases} l(A,B) = \frac{2\mu_A\mu_B + c_1}{\mu_A^2 + \mu_B^2 + c_1} \\ c(A,B) = \frac{2\sigma_A\sigma_B + c_2}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2 + c_2} \\ s(A,B) = \frac{\sigma_{AB} + c_3}{\sigma_A\sigma_B + c_3} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\mu_k, \sigma_k (k = A, B)$ 分别为图像块 A, B 的灰度均值与灰度标准差; σ_{AB} 为图像块 A, B 的灰度协方差, c_1, c_2, c_3 是为了防止分母接近零而产生不稳定现象所添加的常数。依据人眼视觉系统的 SSIM 模型非常适合于提取视觉场景中的结构信息,其测量结果与人眼感知的图像结构的相似程度非常接近。

同时,考虑到目标在红外图像中一般表现为较亮的区域,目标区域的能量通常明显高于其他区域以及可见光图像的对应区域,从而也可以用像素点的邻域能量信息来指导低频系数的选择。像素的邻

域能量定义为

$$E_l(i,j) = \sum_{(u,v) \in W} |C_{m_0}^l(u,v)|^2$$

(5)

其中, $E_l(i,j) (l = I_{IR}, I_{VI})$ 为图像低频子带在像素点 (i,j) 的局部邻域 W 内的邻域能量, $C_{m_0}^l(u,v) (l = I_{IR}, I_{VI})$ 为图像低频子带在像素点 (u,v) 的系数, W 是以点 (i,j) 为中心的 $M \times N$ 邻域。

按局部区域结构相似度大小来选择融合图像的低频系数。若在点 (i,j) 处,局部区域结构相似度小于某一阈值 λ , 而且红外图像的局部能量 $E_{I_{IR}}(i,j)$ 远大于可见光图像的局部能量 $E_{I_{VI}}(i,j)$, 则说明两幅图像在该位置处空间结构特性差异较大,该区域很可能对应于红外图像的目标区域。此时应该选择红外图像对应的低频系数作为融合图像在该位置的低频系数。由于红外图像与可见光图像融合的目的是在保持可见光图像空间分辨率的前提下,将红外图像中隐藏目标的信息尽可能融合到融合图像中,以获取对某场景及该场景中隐藏目标的更准确的描述,所以,对非目标区域的融合图像的低频系数,应来自可见光图像对应位置的低频系数。低频系数的选取规则为

$$C_{m_0}^F(i,j) = \begin{cases} C_{m_0}^{I_{IR}}(i,j) & (SSIM(W_{(i,j)}^{I_{IR}}, W_{(i,j)}^{I_{VI}}) < \lambda, \\ & E_{I_{IR}}(i,j) > \eta E_{I_{VI}}(i,j)) \\ C_{m_0}^{I_{VI}}(i,j) & (\text{其他}) \end{cases}$$

(6)

式中参数 λ 与 η 根据需要选定。

2.2 带通方向子带系数融合规则

图像经 NSST 分解得到的带通方向子带主要包含图像在各个方向的边缘细节信息,带通方向子带系数的融合策略直接关系到融合图像的清晰程度以及边缘细节信息的保持程度。目前通常使用的频域系数融合规则有频域系数最大值、局部梯度、局部方差和局部能量等。其中,最大值准则和局部梯度准则在选取频域系数时,容易受孤立噪声的影响而可能导致选择不当的频域系数;而对于局部方差和局部能量准则来说,都是对局部范围的频域系数做整体考虑,而对每个像素所包含的独立信息考虑不足。为了克服上述融合准则的不足,将脉冲耦合神经网络引入到带通方向子带系数的融合中,充分利用源图像的全局信息,根据其全局耦合特性和脉冲同步特性进行带通方向子带系数的选取。

PCNN 是一种由若干神经元相互连接而构成的反馈网络,其每个神经元由 3 部分组成:接收域、调制域以及脉冲^[12]。图像处理中应用的 PCNN 是一个单层二维局部连接网络,其神经元的个数与所处

理图像的像素数目一致,且所有神经元与图像像素之间一一对应。标准的 PCNN 模型应用于图像处理时,需要选定的参数很多,因此,控制、使用起来很不方便。为了将其更有效地应用于图像处理中,人们提出了各种各样的改进模型。本文采用一种简化了的 PCNN 模型,在本简化模型中,神经元 N_{ij} 的迭代表达式为^[11]

$$\begin{cases} F_{ij}(n) = S_{ij} \\ L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{pq} \omega_{ij,pq} Y_{pq}(n-1) \\ U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \\ \theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \\ Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & (U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n)) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

式中 n ——迭代次数

(i,j) ——图像矩阵中像素的位置,即神经元的标号

S_{ij} ——输入的外部刺激信号(在二维图像处理中,通常将图像像素的灰度值作为对应神经元的输入,即 S_{ij} 通常就是像素点 (i,j) 处的灰度值)

F_{ij} ——神经元的馈送输入

L_{ij} ——神经元的链接输入

β ——链接强度 Y_{ij} ——神经元的输出

U_{ij} ——神经元的内部状态信号

$\omega_{ij,pq}$ ——神经元的突触连接权系数

V_L ——链接输入的放大系数

α_L, α_θ ——时间衰减常数

θ_{ij} ——动态阈值 V_θ ——阈值放大系数

如果 $U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n)$,则编号为 (i,j) 的神经元产生一个脉冲 $Y_{ij}(n) = 1$,称为一次点火。通常情况下,人们用 n 次迭代后神经元 (i,j) 总的点火次数来刻画被处理图像对应像素点 (i,j) 处的信息。脉冲耦合神经网络 PCNN 的输出就是每一神经元总的点火次数所构成的点火映射矩阵。 n 次迭代结束时,其对应的点火次数为^[10]

$$T_{ij} = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n) \quad (8)$$

传统上,将 PCNN 应用于图像处理时,每个神经元的馈送输入为图像对应位置的灰度。然而,人的视觉系统在处理图像信号时,对图像边缘细节信息的敏感程度要远远高于对图像单个像素的敏感程度,因此有理由认为 PCNN 神经元的馈送输入也应该与图像的边缘细节信息有关。

在 NSST 域,定义尺度为 l ,方向为 k ,像素点 (i,j) 处图像的空间频率为

$$S_{ij}^{lk} = \sum_{(u,v) \in W} [(C_{l,k}(u,v) - C_{l,k}(u-1,v))^2 + (C_{l,k}(u,v) - C_{l,k}(u,v-1))^2] \quad (9)$$

式中, $C_{l,k}(u,v)$ 为图像在 NSST 域第 l 尺度、 k 方向的带通方向子带中像素点 (u,v) 处的剪切波系数。显然,图像在像素点 (i,j) 处的空间频率反映了图像在该像素点附近边缘细节的强度。

在 NSST 域红外与可见光图像带通方向子带系数的融合中,将带通方向子带图像的归一化空间频率作为神经元的馈送输入。由于 PCNN 各神经元之间存在耦合连接,因此单个神经元的点火就会对其连接的邻近神经元做出贡献,使邻域内任何一个未点火且与其空间频率差别不大的神经元被捕获而点火。在连接强度 β 确定的条件下,各神经元对应的像素空间频率差别越小越容易被捕获。借助于 PCNN 的捕获和同步特性,信息在整个网络内得以快速传递,神经元所受外部刺激的大小对应着系数中包含原始图像细节信息的丰富程度。在信息互传过程中若某神经元所受外部刺激较大则其点火次数也相应较多,从而可以将 $N_{\max}$ 次迭代后系统总的点火次数作为最终选取融合图像带通方向子带系数的依据。本文采用的基于 PCNN 的带通方向子带系数融合方法如下:

(1) 采用 3×3 (或 5×5) 的窗口计算红外与可见光图像带通方向子带系数的空间频率,并归一化到 $[0,1]$ 之间,作为 PCNN 的馈送输入 $S_{ij}^{lk,IR}$ 与 $S_{ij}^{lk,VI}$ 。

(2) 给定一个迭代次数 $N_{\max}$ 并设定 PCNN 的初值;通常情况下,初始状态的 PCNN 没有进行点火,因此,PCNN 的初值一般设定为

$$I_{ij}^{lk,z}(0) = U_{ij}^{lk,z}(0) = \theta_{ij}^{lk,z}(0) = Y_{ij}^{lk,z}(0) = 0$$

(3) 根据式(8)来计算所有的中间结果,并根据式(8)来计算点火次数 $T_{ij}^{lk,z}$,其中, $T_{ij}^{lk,z}(0) = 0$ ($z = IR, VI$)。

(4) 当迭代次数 $n < N_{\max}$ 时,迭代执行步骤(3),直到迭代次数 $n = N_{\max}$ 时结束。

(5) 得到决策矩阵 D^{lk} ,其 (i,j) 元

$$D^{lk}(i,j) = \begin{cases} 1 & (T_{ij}^{lk,IR}(N_{\max}) \geq T_{ij}^{lk,VI}(N_{\max})) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases}$$

根据决策矩阵确定融合图像的带通方向子带系数

$$C_{l,k}^F(i,j) = \begin{cases} C_{l,k}^{IR}(i,j) & (D^{lk}(i,j) = 1) \\ C_{l,k}^{VI}(i,j) & (D^{lk}(i,j) = 0) \end{cases}$$

3 仿真实验及性能评价

为了验证本算法的有效性,选取两组同一场景的红外与可见光图像进行融合,并与基于 DWT、基

于 NSCT 的传统融合方法及文献[7]、文献[8]、文献[11]的方法进行对比融合实验。其中,第 1 组图像来自荷兰 TNO Human Factors Research Institute 拍摄的“UN Camp”红外和可见光序列图,第 2 组图像来自 www. ImageFusion. org;基于 DWT 以及 NSCT 的传统融合方法均采用简单的低频系数取平均、高频子带系数模值取大的融合规则;DWT 方法采用 ‘db4’ 小波进行 4 层小波分解;NSCT 方法以及文献[11]中 NSCT 的分解参数为 0、1、3、4、4;文献[7]、文献[8]以及本文的 NSST 分解参数均为 2、2、3、3;脉冲神经网络的参数都设置为 $V_L = 1, V_\theta = 20, \alpha_L = 0.069, \alpha_\theta = 0.2, \beta = 0.2, N_{\max} = 200, \omega = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}$;低频系数融合中,第 1 组图像

融合参数 $\lambda = 0.1, \eta = 3$,第 2 组图像融合参数 $\lambda = 0.6, \eta = 1.5$ 。

图 1 为两组同一场景的可见光与红外图像。图 2 与图 3 分别是上述两组源图像采用不同融合方法得到的融合结果。从图 2 与图 3 可以看出,6 种融合方法都能将源图像所提供的信息有效地结合起来,充分利用其所提供信息的互补性,达到便于观察的目的。仔细观察图 2、图 3 可以发现:融合结果图 2a、2b、2c、2d 以及图 3a、3b、3d、3e 不仅边缘细节相对较模糊,而且还引入了一定程度的“虚影”;图 2e 与图 2f 以及图 3c 与图 3f 的视觉效果比较接近,它们都既很好地保留了可见光源图像中的场景信息,又很好地融入了红外源图像中的热目标的信息,而且边缘细节清楚,其视觉效果都明显优于其余 4 种方法所得的融合图像。虽然图 2e、2f 与图 3c、3f 的视觉效果比较接近,但仔细观察仍能发现,图 2f

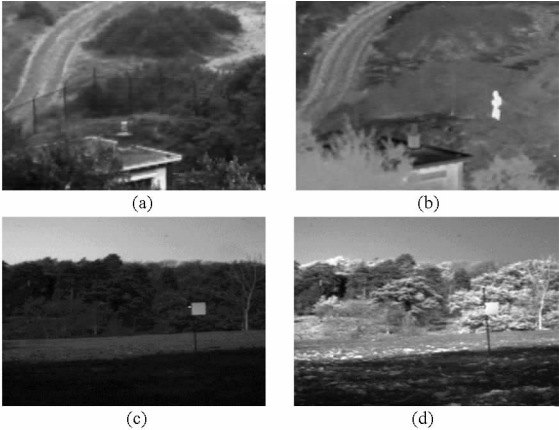


图 1 源图像

Fig.1 Source images

- (a) 第 1 组可见光图像 (b) 第 1 组红外图像
- (c) 第 2 组可见光图像 (d) 第 2 组红外图像

与图 3f 中,虚影现象消除的更彻底,而且边缘细节信息更加清楚。目视观察结果说明本文提出的融合方法要优于参与比较的其他 5 种融合方法。

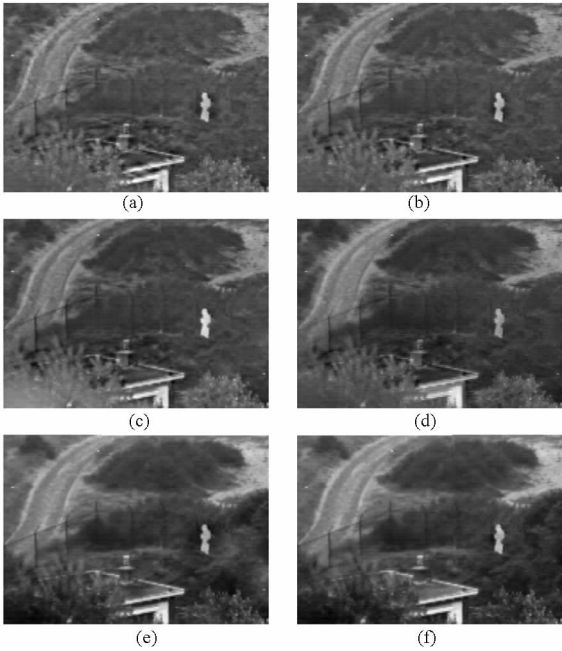


图 2 第 1 组图像的融合结果

Fig.2 Fused image of the first group source images

- (a) DWT 方法 (b) NSCT 方法 (c) 文献[7]方法
- (d) 文献[8]方法 (e) 文献[11]方法 (f) 本文方法

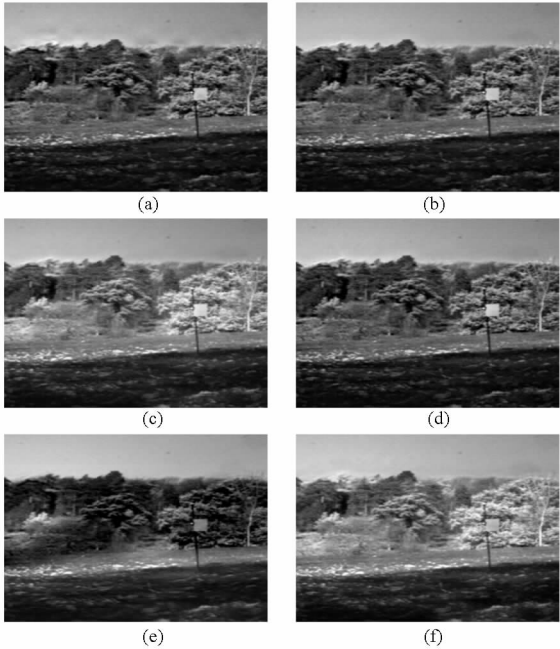


图 3 第 2 组图像的融合结果

Fig.3 Fused image of the second group source images

- (a) DWT 方法 (b) NSCT 方法 (c) 文献[7]方法
- (d) 文献[8]方法 (e) 文献[11]方法 (f) 本文方法

对融合结果的评价,除了目视效果这种简单有效的定性分析外,还可以采用相关的评价指标做定量的分析。为了更好地对融合性能进行评价,本文

还采用信息熵、交叉熵、标准差^[15]、互信息^[16]以及边缘保持指数^[11]对融合效果进行客观评价。图像的信息熵值是反映图像信息丰富程度的一个重要指标,熵值的大小表示了图像所含的平均信息量的多少;交叉熵反映两幅图像对应像素灰度的差异,交叉熵越小,说明图像间的差异越小;互信息衡量的是源图像有多少信息转移到了融合结果中,互信息越大,说明融合图像中包含了越多的源图像的信息;边缘保持指数衡量融合图像保持源图像边缘的程度,边缘保持指数越大,说明融合图像对源图像边缘的保持效果越好;标准差衡量的是图像灰度值的分散程

度,标准差越大,图像越清晰。

表 1 与表 2 给出了上述 6 种融合方法客观评价指标的对比结果。从表 1 与表 2 可以看出,对于第 1 组源图像而言,本文算法的融合结果熵、互信息以及标准差都最大,而交叉熵最小,仅仅在边缘保持指数上略低于文献[11]的方法(仅低 0.006 6);对于第 2 组源图像而言,除了标准差略低于文献[11]的方法外,其余的指标都是 6 种方法中最优的。这些主客观评价结果都说明,本文提出的方法能够很好地将源图像中的有用信息提取并注入到融合图像中,有效改善红外与可见光图像的融合效果。

表 1 第 1 组图像不同方法融合结果性能对比

Tab.1 Fusion performance comparison of different algorithms on the first group source images

评价指标	DWT 方法	NSCT 方法	文献[7]方法	文献[8]方法	文献[11]方法	本文方法
熵	6.609 2	6.543 3	6.616 2	6.265 1	7.001 8	7.121 2
交叉熵	0.657 3	0.614 6	0.326 6	0.512 5	0.337 1	0.317 4
互信息	1.407 2	1.485 1	1.740 3	1.569 0	3.406 8	4.198 3
边缘保持指数	0.427 1	0.455 6	0.468 5	0.385 5	0.533 1	0.526 5
标准差	27.716 8	27.006 0	28.304 2	22.892 1	37.978 1	39.029 9

表 2 第 2 组图像不同方法融合结果性能对比

Tab.2 Fusion performance comparison of different algorithms on the second group source images

评价指标	DWT 方法	NSCT 方法	文献[7]方法	文献[8]方法	文献[11]方法	本文方法
熵	7.609 3	7.594 5	7.660 6	7.597 7	7.461 4	7.754 5
交叉熵	0.671 5	0.681 4	0.754 8	0.672 1	0.773 6	0.666 7
互信息	4.245 5	4.543 2	4.978 5	4.527 7	3.848 5	5.315 5
边缘保持指数	0.666 8	0.710 0	0.717 7	0.709 1	0.614 8	0.724 3
标准差	58.171 8	58.023 3	58.104 4	58.058 0	64.783 2	62.468 0

4 结束语

根据红外图像与可见光图像的特点,提出了一种基于 NSST 的红外与可见光图像融合方法,该方法将结构相似度引入到红外图像与可见光图像的融合中,将局部区域结构相似度与局部区域能量作为融合图像低频近似系数选取的依据;将脉冲耦合神

经网络对带通方向子带空间频率的响应作为带通方向子带系数的选取依据。融合实验表明,由于考虑了红外图像与可见光图像各自的特点,并结合了 PCNN 的全局特性,本文方法能够很好地将红外图像与可见光图像中的重要信息提取并注入到融合图像中,进而使融合图像能完整、清晰地表达红外图像所提供的目标信息与可见光图像的细节信息。

参 考 文 献

1 李明喜,毛罕平,张艳诚. 基于提升小波和分形的苹果树多源图像融合算法[J]. 农业机械学报, 2007, 38(10):91-93.
Li Mingxi, Mao Hanping, Zhang Yancheng. Fusion algorithm for multi-sensor images based on lifting wavelet transform and fractal theory [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(10):91-93. (in Chinese)

2 王雷,李彬,田联房. 基于平移不变剪切波变换的医学图像融合[J]. 华南理工大学学报, 2011, 39(12):13-19.
Wang Lei, Li Bin, Tian Lianfang. Medical image fusion based on shift-invariant shearlet transformation [J]. Journal of South China University of Technology, 2011, 39(12):13-19. (in Chinese)

3 郭强,郁松年. 基于三变量模型的剪切波去噪方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(8):1062-1072.
Guo Qiang, Yu Songnian. Shearlet-based image denoising using trivariate prior model [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(8):1062-1072. (in Chinese)

4 Li H F, Chai Y, Li Z F. Multi-focus image fusion based on nonsubsampling contourlet transform and focused regions detection[J]. Optik, 2013,124(1):40-51.

5 Chai Y, Li H F, Zhang X Y. Multifocus image fusion based on features contrast of multiscale products in nonsubsampling contourlet

transform domain [J]. *Optik*, 2012, 123(7): 569 – 581.

6 Guo K, Labate D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets [J]. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 2007, 39(1): 298 – 318.

7 郑红,郑晨,闫秀生,等. 基于剪切波变换的可见光与红外图像融合算法[J]. *仪器仪表学报*, 2012, 33(7): 1613 – 1619. Zheng Hong, Zheng Chen, Yan Xiusheng, et al. Visible and infrared image fusion algorithm based on shearlet transform [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(7):1613 – 1619. (in Chinese)

8 Miao Q G, Shi C, Xu P F, et al. A novel algorithm of image fusion using shearlets[J]. *Optics Communications*, 2011, 284(6): 1540 – 1547.

9 Easley G R, Labate D, Wang Q L. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1):25 – 46.

10 杨艳春,党建武,王阳萍. 基于提升小波变换与自适应 PCNN 的医学图像融合方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, 24(4):494 – 499. Yang Yanchun, Dang Jianwu, Wang Yangping. A medical image fusion method based on lifting wavelet transform and adaptive PCNN [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2012, 24(4):494 – 499. (in Chinese)

11 Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampled contourlet transform domain[J]. *Acta Automatic Sinica*, 2008, 34(12): 1058 – 1063.

12 Kutyniok G, Labate D. Resolution of the wavefront set using continuous shearlets[J]. *Transactions of the American Mathematical Society*, 2009, 361(5):2719 – 2751.

13 臧丽,王敬东. 基于互信息的红外与可见光图像快速配准[J]. *红外与激光工程*, 2008, 37(1): 164 – 168. Zang Li, Wang Jingdong. Infrared and visible light image fast registration based on mutual information[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2008, 37(1): 164 – 168. (in Chinese)

14 Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004,13(4): 600 – 612.

15 Yang L, Guo B L, Wang N. Multimodality medical image fusion based on multiscale geometric analysis of contourlet transform [J]. *Neurocomputing*, 2008, 72(1 – 3): 203 – 211.

16 Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion[J]. *Electronics Letters*, 2002, 38(7):313 – 315.

Infrared and Visible Light Images Fusion Algorithm Based on Non-subsampled Shearlet Transform

Gao Guorong Liu Yanping

(College of Science , Northwest A&F University , Yangling , Shaanxi 712100 , China)

Abstract: Focusing on the fusion problem of infrared and visible light images in the same scene, a novel multirsensor image fusion algorithm based on the non-subsampled Shearlet transform was proposed. Firstly, the NSST was performed on the source images at different scales and directions, thus the low frequency subband coefficients and varieties of directional bandpass subband coefficients were obtained. Secondly, the low frequency subband coefficients of the fused image were selected based on the local structural similarity and local energy of the two source images, and the bandpass subband coefficients of the fused image were selected based on the firing times of the pulse coupled neural network(PCNN), so the NSST coefficients of fused image was got. Finally, the fused image was obtained by performing the inverse NSST on the combined coefficients. Quantitative and qualitative analysis of the experimental results demonstrated that the proposed method performs significantly better than the other five related methods.

Key words: Infrared image Visible light image Shearlet transform Fusion Structural similarity