

基于 NSCT 的遥感图像模糊推理融合算法

陈大可 王珂

(吉林大学通信工程学院, 长春 130025)

摘要 针对遥感图像影像分辨率低的问题,提出了一种新的基于非下采样 Contourlet 变换的图像融合算法。该算法首先通过 IHS 变换对多光谱图像进行 RGB-IHS 颜色空间转换,然后利用非下采样 Contourlet 变换和模糊推理加权融合规则将强度分量与全色图像进行融合,最后用拉伸后的灰度融合图像替换原来的强度分量,并通过 IHS 逆变换得到最终的融合图像。实验结果表明,该方法在抑制光谱信息扭曲和提高图像清晰度等客观评价参数上均优于其他多分辨率分析方法,且克服了传统融合方法中存在的融合图像模糊、抗噪能力差的缺点。

关键词 遥感图像融合 非下采样 Contourlet 变换 IHS 变换 模糊推理

中图分类号: TP391.41 TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)12-2552-07

Fuzzy Reasoning Fusion Algorithm of Remote Sensing Images by Nonsubsampled Contourlet Transform

CHEN Da-ke, WANG Ke

(School of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130025)

Abstract As for low resolution of remote sensing images, a novel fuzzy reasoning fusion algorithm by nonsubsampled contourlet transform was proposed. Firstly, the multi-spectral image is converted from RGB space to IHS space through IHS transform. Next, with nonsubsampled contourlet transform and weighted average fusion rules based on fuzzy reasoning, the component intensity and panchromatic image are merged into a grayscale image. Finally, the stretched grayscale fused image replaces the original component intensity, and then the final fused image is achieved by inverse IHS transform. The experimental results show that the proposed method not only can obtain better effect on restraining spectral information distortion and enhancing space definition than other multi-resolution analysis methods, but also avoid some of the well-known problems in common fusion processes such as blurring effects and high sensitivity to noise.

Keywords remote sensing image fusion, nonsubsampled Contourlet transform(NSCT), IHS transform, fuzzy reasoning

1 引言

图像融合是指把来自多个不同模式的传感器或同一传感器在不同时刻获取的同一场景的多幅图像合成为一幅满足特定需求的新图像的过程^[1]。在遥感领域,全色图像具有较高的空间分辨率,但光谱分辨率较低;多光谱图像光谱分辨率较高,但空间分辨率较低。如果把这些不同数据的优势通过融合的

方法综合起来,则可以弥补单一图像上信息的不足,这样不仅扩大了信息的应用范围,而且提高了遥感影像分析的精度。

目前,用于遥感图像融合的典型算法有强度、色度、饱和度(IHS)变换、主成分分析(PCA)变换和基于小波变换的多分辨率分析法(discrete wavelet transform,DWT)^[2-4]等。但由于使用前2种算法产生的融合图像存在较大的光谱失真,目前已经很少单独被采用。小波变换虽以其良好的时频分析特性

基金项目:国家高技术发展研究计划(863)项目(2007AA12Z242)

收稿日期:2008-06-23;改回日期:2008-11-28

第一作者简介:陈大可(1981~),男,现为吉林大学通信工程学院博士研究生。主要研究方向为遥感图像融合、图像处理。

E-mail: chendake_fm365@163.com

被广泛地应用于图像融合,但同时也显示了以下一些不足:主要在于小波变换只能用“点”来逼近奇异性曲线,不能最优地表示含线或者面奇异的高维函数,且分解过程中存在下采样环节,因而不具备平移不变特性;另外,小波变换只能“捕获”有限的方向信息(即水平、垂直和对角方向信息),因此不能有效表达 2 维图像具备的各个方向的纹理特征。2006 年, Cunha 等人提出了一种新的 2 维图像稀疏表达方法——非下采样 Contourlet 变换^[5]。相比于小波变换和 Contourlet 变换^[6],由于它去除了下采样过程,因此具备平移不变性;另外,由于它引入了方向滤波器组,具备了良好的方向性,从而能有效表达图像的纹理特征。

基于多尺度分析的图像融合算法中,多尺度分析工具和融合规则是两个至关重要的因素,它们将直接影响融合图像的质量。本文在综合分析了非下采样 Contourlet 变换特性的基础上,提出了一种基于模糊推理加权融合规则的融合算法。该算法具有以下特点:一方面,非下采样 Contourlet 变换可以解决小波变换等多分辨率方法在下采样过程中容易造成融合信息不完全的问题;另一方面,模糊推理加权融合规则避免了局部特征量测比较中,采用直接替代方法受噪声干扰的缺点。实验结果表明,该方法能在保留多光谱图像光谱信息的基础上,有效地提高图像的空间分辨率。

2 非下采样 Contourlet 变换理论

Contourlet 变换^[6]继承了小波变换中的时频局域化和方向各异性的优点,但由于在其拉普拉斯变换和方向滤波中存在下采样,因此缺乏平移不变性,而平移不变性在图像融合中是一种重要的特征。非下采样 Contourlet 变换 (nonsubsampling Contourlet transform, NSCT) 的引入可以有效解决下采样问题。NSCT 的构造由非下采样的金字塔 (NSP) 结构和非下采样的方向滤波器组 (NSDFB) 结构两部分组成。前者用于实现多分辨率分解,而后者用于实现多方向分解,下面分别介绍上述的两个组成部分。

NSCT 中的 NSP 结构完全不同于 Contourlet 变换中的金字塔结构,其基本模块是一个如图 1 所示的双通道 NSDFB,该滤波器组虽没有下采样操作,但可以通过迭代构造 NSP 来实现多尺度分解。每一级需要对上一级按矩阵 $D = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 进行滤波,其中 j 尺度下的低通滤波器的支撑区间为 $[-\frac{\pi}{2^j}, \frac{\pi}{2^j}]^2$,而相应的带通滤波器的支撑区间为 $[-\frac{\pi}{2^{j-1}}, \frac{\pi}{2^{j-1}}]^2$ 。因此,采用滤波器 $H(Z^M)$ 对图像进行滤波与采用 $H(z)$ 按“à trous”算法^[7]进行滤波的复杂度是相同的。

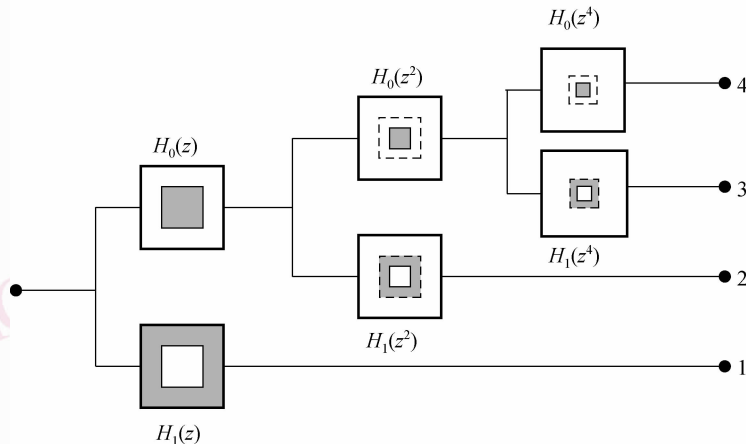


图 1 非下采样金字塔分解中双通道滤波器组的迭代结构

Fig. 1 Iterative structure of dual-channel filters group in NSP

NSDFB 是 Contourlet 变换中临界采样 DFB 的平移不变版本。其基本模块也是一个双通道的 NSDFB,但它的频率域分割与 NSP 的频率分割是不同的。为了实现更好的、更精细的方向分解,需要对

NSDFB 进行迭代。在第 1 层方向分解之后,再采用梅花形矩阵 $Q = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ 对 DFB 中的所有滤波器进行方向滤波,并将其作为下一层方向分解

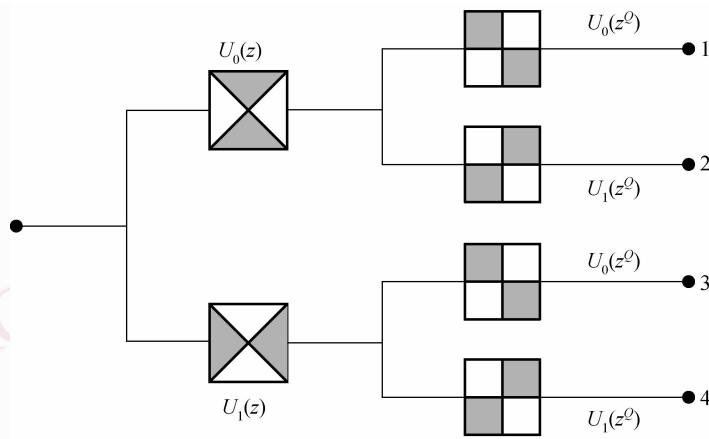


图 2 迭代的非下采样方向滤波器组分解结构

Fig. 2 Decomposition structure of iterative NSDFB

的 DFB。

图 2 显示了 NSDFB 分解中双通道的迭代结构, 它是由两个双通道扇形滤波器迭代组成了一个 4 通道的 DFB。其中, $U_k(z)$ 表示第 k 层的方向滤波器; 对于更高的尺度, 可用 $U_k(z^Q)$ 来代替 $U_k(z)$; 然后选择适当的 Q 值, 即可确保只有方向滤波器响应良好的区域才与金字塔的带通重叠。

综上所述, NSCT 的分解过程如下: 首先由 NSP 对图像进行多尺度分解, 以“捕获”奇异点; 然后由 NSDFB 将同方向的奇异点合成线。此变换的最终结果是用类似于线段 (Contour segment) 的基结构来逼近图像。由于 DSP 与 NSDFB 都具备完全重构的特性, 因此其组合成的 NSCT 也能实现完全重构。

3 融合算法步骤和原理

3.1 融合步骤

(1) 采用 IHS 变换对配准后的多光谱图像进行 RGB-IHS 转换, 将其分解为 I (强度)、H (色调)、S (饱和度) 3 个近似正交的分量;

(2) 对多光谱图像的强度分量和已匹配的全色图像进行非下采样 Contourlet 多分辨率分解, 得到相应的高、低频系数集;

(3) 依据分解得到的高、低频子带系数的特点, 采用不同的融合规则进行融合处理来得到各个尺度上的融合系数;

(4) 对融合后的各个子带系数进行 NSCT 逆变换, 先得到灰度融合图像 I_{gray} ; 然后将 I_{gray} 进行线性拉伸, 使其与强度分量图像 I 具有相近的亮度和对

比度, 即

$$I_{\text{new}} = (\sigma_{\text{gray}} / \sigma) (I_{\text{gray}} - \mu_{\text{gray}}) + \mu \quad (1)$$

其中, (μ, σ) 与 $(\mu_{\text{gray}}, \sigma_{\text{gray}})$ 分别代表原强度分量图像 I 和融合得到的强度分量图像 (即灰度融合图像) I_{gray} 的均值和标准差。

(5) 将新的强度分量图像 I_{new} 替换原多光谱图像的强度分量图像, 最后利用 IHS 逆变换得到融合图像。

3.2 融合算法原理

目前, 基于多分辨率分析的融合方法大致上可分为系数绝对值取大法、局部特征量测比较法等^[8]。这些方法尽管取得了较好的性能评估指标, 但都存在易受噪声干扰等问题。模糊推理作为一种数学工具被引入到图像融合中, 它能够解决上述算法所带来的不确定性。针对 NSCT 分解后的高、低频子带系数具有不同物理意义的问题, 本文设计了不同的融合方法, 即对于高频子带系数部分, 提出了一种基于模糊推理的区域加权融合算法用于融合; 对于低频子带系数部分, 采用区域方差值取大法进行融合。具体实现步骤如下:

(1) 提取图像的区域特征

设 $c_{s,j,k}^{(l)}$ ($k = 0, 1, \dots, 2^{l-1}, j = 1, 2, \dots, J, S = A, B$) 分别表示强度分量图像 A 或全色图像 B 经 NSCT J 层分解后得到的 j 尺度下 l_j 个方向的高频子带系数, $a_{s,j}$ (m, n) 为相对应尺度下的低频子带系数。根据人眼视觉对局部对比度的敏感性, 高频子带融合部分引入方向对比度^[9] 作为区域特征的度量参数, 其定义如下:

$$R_{S,j,k}^{(l_j)}(m,n) = \begin{cases} \frac{c_{S,j,k}^{(l_j)}(m,n)}{a_{S,j}(m,n)} & a_{S,j}(m,n) \neq 0 \\ c_{S,j,k}^{(l_j)}(m,n) & a_{S,j}(m,n) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$D_{S,j,k}^{(l_j)}(m,n) = \sum_p \sum_q w_{j,k}^{(l_j)}(p,q) \cdot |R_{S,j,k}^{(l_j)}(m+p)(n+q)|^2 \quad (3)$$

其中, $w_{j,k}^{(l_j)}(p,q)$ 为窗口掩模; 然后采用以下区域匹配度 $M_{A,B,j,k}^{(l_j)}(m,n)$ 来测量源图像变换系数间的局部相似性:

$$M_{AB,j,k}^{(l_j)}(m,n) = \left\{ 2 \sum_p \sum_q w_{j,k}^{(l_j)}(p,q) \cdot c_{A,j,k}^{(l_j)}(m+p)(n+q) \cdot c_{B,j,k}^{(l_j)}(m+p)(n+q) \right\} / \left\{ \sum_p \sum_q w_{j,k}^{(l_j)}(p,q) \cdot (|c_{A,j,k}^{(l_j)}(m+p)(n+q)|^2 + |c_{B,j,k}^{(l_j)}(m+p)(n+q)|^2) \right\} \quad (4)$$

最终得到归一化的图像 A, B 的区域方向对比度 $D_{A,j,k}^{(l_j)}(m,n)$, $D_{B,j,k}^{(l_j)}(m,n)$ 和匹配度 $M_{A,B,j,k}^{(l_j)}(m,n)$ 3 个特征参量。

(2) 模糊量化

先以 0.1 作为量化间隔, 将取值范围均为 $[0, 1]$ 的 2 个参量 $D_{A,j,k}^{(l_j)}(m,n)$ 和 $D_{B,j,k}^{(l_j)}(m,n)$ 量化为模糊论域中两个子集合 U 和 W , 即 $U = \{ \text{图像 } A \text{ 变换系数的区域特征占优} \}$, $W = \{ \text{图像 } B \text{ 变换系数的区域特征占优} \}$; 然后依据离散参数模糊隶属原则, $\mu_A(u)$ 和 $\mu_B(w)$ 分别被定义为集合 U 和 W 的隶属度函数, 并满足概率分布公式 $\mu_A(u) + \mu_B(w) = 1$ 。

$$\begin{cases} \mu_A(u) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cos(u\pi) \\ \mu_B(w) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos(w\pi) \end{cases} \quad (5)$$

同理, 将匹配度 $M_{A,B,j,k}^{(l_j)}(m,n)$ 量化为两个模糊集合 M_{match} 和 M_{unmatch} , 其隶属度函数与式(5)具有相同的形式。

(3) 设定模糊融合规则

以模糊推理作为加权融合的思想, 采用 Mamdani^[10] 极小化原理设计了 4 种融合规则, 即

① 如果图像 A 变换系数的区域特征占优, 且区域特征不匹配, 则规则 R_1 定义为

$$R_1: \text{如果 } \mu_A(u) \geq \mu_B(w) \text{ 和 } \mu_{M_{\text{unmatch}}}(v) \geq \mu_{M_{\text{match}}}(v) \text{ 则 } \mu_{R_1}(u,v) = \mu_A(u) \wedge \mu_{M_{\text{unmatch}}}(v) \quad (6)$$

② 如果图像 B 变换系数的区域特征占优, 且区

域特征不匹配, 则规则 R_2 定义为

$$R_2: \text{如果 } \mu_A(u) < \mu_B(w) \text{ 和 } \mu_{M_{\text{unmatch}}}(v) \geq \mu_{M_{\text{match}}}(v) \text{ 则 } \mu_{R_2}(w,v) = \mu_B(w) \wedge \mu_{M_{\text{unmatch}}}(v) \quad (7)$$

③ 如果图像 A 变换系数的区域特征占优, 且区域特征匹配, 则规则 R_3 定义为

$$R_3: \text{如果 } \mu_A(u) \geq \mu_B(w) \text{ 和 } \mu_{M_{\text{match}}}(v) > \mu_{M_{\text{unmatch}}}(v) \text{ 则 } \mu_{R_3}(u,v) = \mu_A(u) \wedge \mu_{M_{\text{match}}}(v) \wedge e^{-(u-v)^2/0.05} \quad (8)$$

④ 如果图像 B 变换系数的区域特征占优, 且区域特征匹配, 则规则 R_4 定义为

$$R_4: \text{如果 } \mu_A(u) < \mu_B(w) \text{ 和 } \mu_{M_{\text{match}}}(v) > \mu_{M_{\text{unmatch}}}(v) \text{ 则 } \mu_{R_4}(w,v) = \mu_B(w) \wedge \mu_{M_{\text{match}}}(v) \wedge e^{-(w-v)^2/0.05} \quad (9)$$

(4) 模糊推理加权融合

根据最大隶属度原则^[11], 利用上面得到的 4 种融合规则来对各自的权值进行模糊决策, 即

$$\begin{cases} \mu_{R_A}(u,v) = \bigvee_{i=1}^4 \mu_A(u) \wedge \mu_M(v) \wedge \mu_{R_i}(u,v) \\ \mu_{R_B}(w,v) = \bigvee_{i=1}^4 \mu_B(w) \wedge \mu_M(v) \wedge \mu_{R_i}(w,v) \end{cases} \quad (10)$$

其中, \bigvee 表示取最大值, \wedge 表示取最小值。则图像 A, B 变换系数的加权值分别为

$$\begin{cases} \omega_{A,j,k}^{(l_j)}(m,n) = \sum_{u \in U} \mu_{R_A}(u,v) \cdot u / \sum_{u \in U} \mu_{R_A}(u,v) \\ \omega_{B,j,k}^{(l_j)}(m,n) = \sum_{w \in W} \mu_{R_B}(w,v) \cdot w / \sum_{w \in W} \mu_{R_B}(w,v) \end{cases} \quad (11)$$

综合上面的设计, 高频带通融合图像变换系数可以通过下式得到:

$$c_{I_{\text{gray}},j,k}^{(l_j)}(m,n) = \omega_{A,j,k}^{(l_j)}(m,n) c_{A,j,k}^{(l_j)}(m,n) + \omega_{B,j,k}^{(l_j)}(m,n) c_{B,j,k}^{(l_j)}(m,n) \quad (12)$$

(5) 低通子带融合

对于第 J 层分解后的低通子带系数部分, 可采用区域方差值取大法进行融合, 即

$$a_{I_{\text{gray}},J}(m,n) = \begin{cases} a_{A,J}(m,n) & \sigma_{A,J}(m,n) \geq \sigma_{B,J}(m,n) \\ a_{B,J}(m,n) & \sigma_{A,J}(m,n) < \sigma_{B,J}(m,n) \end{cases} \quad (13)$$

其中, $a_{I_{\text{gray}},J}(m,n)$ 为融合后的低通图像, 而 $\sigma_{A,J}(m,n)$, $\sigma_{B,J}(m,n)$ 则分别为图像 A, B 的低通子带系数部分的区域方差值。

3.3 融合效果评价

由于不同的应用对图像参数的衡量标准要求不

同,从而导致遥感图像融合选取的评价方法也不同,因此要综合多种指标来考虑^[12]。本文采用一种多标准的遥感图像融合评价体系,包括主观评价标准和客观评价标准。在主观评价标准中,以视觉分析为主,专家知识判断为辅;而客观评价则是从图像信息量、统计特性、光谱质量、清晰度和信噪比 5 个方面来进行判定。

(1) 信息熵

设图像的灰度概率分布为 $\mathbf{P} = \{p_0, p_1, \dots, p_{L-1}\}$, L 为灰度级总数。其信息熵定义为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \ln p_i \quad (14)$$

信息熵的大小反应了图像携带信息量的多少,用其可以对比出图像的细节表现能力。熵值越大,说明融合图像携带的信息量越大。

(2) 均值与方差

在统计理论中,均值 μ 和方差 σ^2 定义为

$$\begin{aligned} \mu &= \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N F(x, y) \\ \sigma^2 &= \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (F(x, y) - \mu)^2 \end{aligned} \quad (15)$$

其中, M 和 N 分别为图像的行、列数, $F(x, y)$ 为融合图像在位置 (x, y) 的灰度值。 μ 为灰度平均值,其对人眼反映为平均亮度; σ^2 反映了灰度均值的离散情况,方差值越大,灰度级分布越分散。

(3) 光谱扭曲度

光谱扭曲程度直接反映了多光谱图像的光谱失真程度。设 $F_0(x, y)$ 为源多光谱图像, $F(x, y)$ 为融合后的图像,则第 k 个光谱分量扭曲度定义为

$$D^{(k)} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |F_0^{(k)}(x, y) - F^{(k)}(x, y)| \quad (16)$$

其值越大,表明在第 k 个光谱段的差异越大,光谱失真越严重,反之,则光谱质量越好。

(4) 清晰度

图像的清晰度采用平均梯度法来衡量,即

$$\bar{\nabla}F = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{\left(\frac{dF(x, y)}{dx}\right)^2 + \left(\frac{dF(x, y)}{dy}\right)^2} / 2 \quad (17)$$

平均梯度反映了图像对微小细节反差区分的能力。一般 $\bar{\nabla}F$ 越大,表示图像越清晰。

(5) 峰值信噪比

图像融合后消噪效果的评价原则是看信息量是否提高、噪声是否得到抑制,因此可以采用峰值信噪比来进行评价,其定义如下:

$$\begin{aligned} PSNR &= 10 \log \frac{L^2}{RMSE^2} \\ RMSE &= \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [F_0(x, y) - F(x, y)]^2}{M \times N}} \end{aligned} \quad (18)$$

其中, L 为图像总的灰度级数, $RMSE$ 为均方根误差,峰值信噪比越高,说明融合效果越好。

4 实验结果及其性能分析

为了测试本文融合算法的有效性,实验采用以下两组图像进行了仿真:一是 IKONOS 卫星拍摄的加拿大弗雷德里克顿州的空间分辨率分别为 1 和 4 m 的全色和多光谱图像;二是 Quick Bird 卫星拍摄的南京城区图像,实验中,将本文算法的融合结果与目前常用的 IHS, DWT + IHS, Contourlet + IHS^[13], Curvelet + IHS^[14] 及 NSCT + IHS 算法的融合结果相比较。在进行 IKONOS 图像的仿真中, DWT + IHS 算法采用双正交 bior4.4 小波,分解层数为 4 层; Contourlet + IHS 算法分解层数为 5 层,各层的方向数分别为 1, 3, 2², 2³, 2⁴; Curvelet + IHS 算法的分解层数同样为 5 层,每层的系数被分割为 4 个大方向,每个方向上又被划分 2³, 2³, 2⁴ 个小方向; NSCT + IHS 算法中, NSP 采用“maxflat”滤波器,分解层数为 2 层, NSDFB 采用“dmaxflat7”双正交滤波器,最细尺度的分解方向为 16,相应的窗口加权系数均为 3 × 3 矩阵。上述算法均采用低频系数替代强度分量,且高频系数区域能量值取大的融合规则。同时,将本文提出的模糊推理融合规则应用于 NSCT + IHS 变换中,并与上述不采用模糊推理的情况进行比较,以验证不同多尺度分析工具和融合规则对融合性能的影响。在对 Quick Bird 图片进行的仿真中,上述算法的参数设置不变,不同的是图片加入均值为 0,方差为 0.05 的高斯白噪声,以验证不同融合规则对抗噪声干扰能力的影响。上述融合算法的融合结果如图 3、图 4 所示。

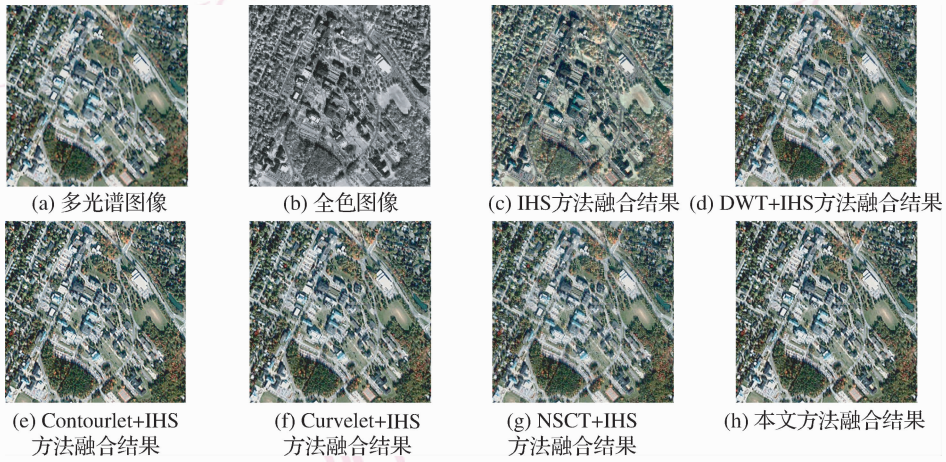


图 3 IKONOS 卫星图像各种方法的融合结果
Fig. 3 Fusion result of various methods in IKONOS

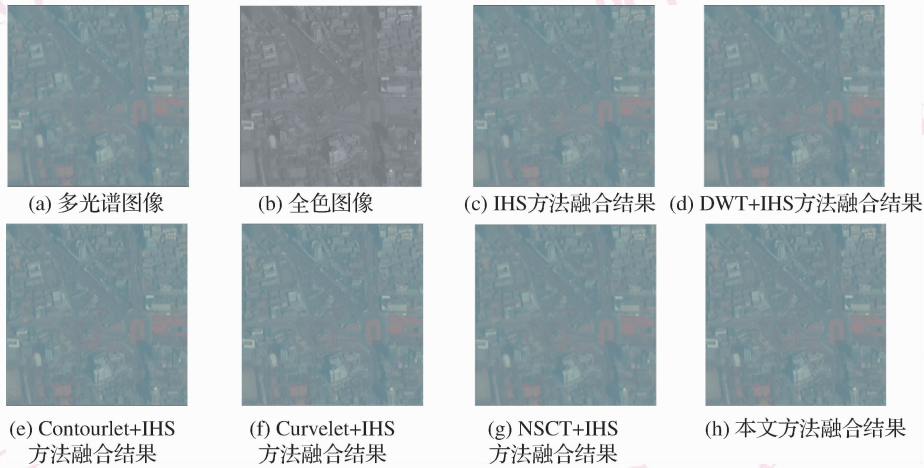


图 4 Quick Bird 卫星图像各种方法的融合结果
Fig. 4 Fusion result of various methods in Quick Bird

表 1、表 2 给出了与上述各种融合算法对应的客观评价结果,其中,信息熵和光谱扭曲度选取 R, G, B 3 个波段的均值进行比较。

表 1 IKONOS 卫星图像不同方法的融合性能评价
Tab. 1 Fusion performance index of different methods (IKONOS)

融合方法	信息熵	偏差	扭曲度	清晰度	信噪比 (dB)
IHS	7.730 6	0.114 5	46.997 5	25.241 4	12.128 6
DWT + IHS	7.797 3	0.054 6	28.732 1	25.907 6	18.556 9
Contourlet + IHS	7.684 3	0.059 1	23.480 5	32.673 7	18.510 2
Curvelet + IHS	7.719 3	0.051 5	19.828 4	28.284 1	19.065 8
NSCT + IHS	7.823 7	0.057 5	21.859 1	32.472 9	18.750 5
本文方法	7.835 1	0.055 1	19.350 7	32.829 8	19.439 4

表 2 Quick Bird 卫星图像不同方法的融合性能评价
Tab. 2 Fusion performance index of different methods (Quick Bird)

融合方法	信息熵	偏差	扭曲度	清晰度	信噪比 (dB)
IHS	4.846 9	0.011 2	2.902 0	2.338 5	30.279 8
DWT + IHS	4.959 2	0.010 3	2.446 2	2.356 1	33.828 7
Contourlet + IHS	5.035 7	0.008 7	2.151 5	2.461 7	34.439 1
Curvelet + IHS	5.045 5	0.006 2	2.003 0	2.383 0	34.934 7
NSCT + IHS	5.081 8	0.007 1	2.041 7	2.493 3	34.582 1
本文方法	5.085 5	0.007 4	1.945 5	2.585 3	35.413 3

从仿真结果(图 3、图 4)及表 1、表 2 可以得出:
(1) IHS 变换法是直接用全色图像替代多光谱

图像的 I 分量,因此融合图像(图 3(c)、图 4(c))较好地保留了全色图像的空间信息,但是光谱扭曲比较严重,其中树木、楼房等场景的颜色信息均未能得以很好体现。

(2) DWT + IHS 算法可使得多光谱和全色图像在各个频率段实现更为细致的融合,光谱扭曲也得到了很大改善,但是由于在变换中存在下采样,因此清晰度没有明显提高,且融合图像(图 3(d)、图 4(d))易出现“虚影”信息。

(3) Contourlet + IHS 及 Curvelet + IHS 算法融合图像(图 3(e) ~ 图 3(f)、图 4(e) ~ 图 4(f))相比于 DWT + IHS 算法融合图像(图 3(d)、图 4(d))能更好地获取源图像的特征信息,光谱信息保留比较完整,但细节信息还是略显不足。NSCT + IHS 算法融合图像(图 3(g)、图 4(g))由于是采用非模糊推理的融合规则,因此信噪比提高不明显。

(4) 与上述方法相比,本文提出的基于 NSCT 的模糊推理融合方法,其融合图像(图 3(h)、图 4(h))不仅可保留源图像的特征信息和抗噪的能力更强,且融合图像的纹理获取与光谱扭曲的抑制得到了很好的均衡。但需要指出的是,对于一幅 $N \times N$ 大小的图像,NSCT 算法的冗余度与 DWT 算法相比,要多出 $(K+2)N^2$ 次运算。其中, K 为 NSCT 中 NSP 和 NSDFB 滤波器的长度。

5 结 论

本文基于非下采样 Contourlet 变换,提出了一种针对多光谱和全色图像的模糊推理加权融合算法。该方法与基于小波变换等融合算法相比,在光谱信息的保持和空间信息的增强上均取得了更好的效果。其原因一方面是由于 NSCT 作为一种新的图像多尺度几何变换,其具有更好的方向选择性和平移不变性,因此能全面地反映图像的几何信息;另一方面是由于利用模糊推理的加权融合规则能有效地解决图像融合中信息不完全和易受噪声干扰等不确定性问题,而且该规则还可以拓展到医学等其他图像融合领域。下一步的研究重点将会转向降低 NSCT 算法的复杂度方面,而优化 NSCT 变换中 NSP 和 NSDFB 的结构是最为可行的方案。

参考文献 (References)

- 1 Burt P J, Kolczynski P J. Enhanced image capture through fusion [A]. In: Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision [C], Berlin, Germany, 1993: 173-182.
- 2 He Guo-jin, Li Ke-lu, Hu De-yong. Information fusion of multisensory satellite remote sensing data: Theory, methodology and experiment [J]. Journal of Image and Graphics, 1999, 4(9): 744-750. [何国金, 李克鲁, 胡德永. 多卫星遥感数据的信息融合: 理论, 方法和实践 [J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(9): 744-750.]
- 3 Li Jun, Zhou Yue-qin, Li De-ren. PCA and wavelet transform for fusing panchromatic and multispectral image [A]. In: Proceedings of Annual of SPIE [C], Heidelberg, Germany, 1999: 369-377.
- 4 Pajares G, Cruz J M. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855-1872.
- 5 Cunha 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.
- 6 Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform: An efficient directional multi-resolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- 7 Nunez J, Otazu X, Fors O, et al. Multiresolution-based imagery fusion with additive wavelet decomposition [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3): 1204-1211.
- 8 Li Guang-xin, Wang Ke, Zhang Li-bao. Computationally efficient algorithm of multiresolution image fusion with weighted average fusion rule [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(12): 1529-1536. [李光鑫, 王珂. 加权多分辨率图像融合的快速算法 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(12): 1529-1536.]
- 9 Dauphin G, Beghdadi A, De Lesegno P V. A local directional bandlimited contrast [A]. In: Proceedings of the 7th International Symposium on Signal Proceeding and Its Applications [C], Paris, France, 2003: 197-200.
- 10 Ying M S. Perturbation of fuzzy reasoning [J]. IEEE Transactions on Systems, 1999, 1(15): 625-629.
- 11 Yang Y Y, Chiam T C. Rule discovery based on rough set theory [A]. In: Proceedings of the 3th International Conference on Information Fusion [C], Stockholm, Sweden, 2000: 11-16.
- 12 Qu Gui-hong, Zhang Da-li, Yan Ping-fan. Information measure for performance of image fusion [J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- 13 Li Guang-xin, Wang Ke. Color image fusion algorithm using contourlet transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1): 112-117. [李光鑫, 王珂. 基于 Contourlet 变换的彩色图像融合算法 [J]. 电子学报, 2007, 35(1): 112-117.]
- 14 Li Hui-hui, Guo Lei, Liu Hang. Research on image fusion based on the second generation curvelet transform [J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(5): 657-662. [李晖晖, 郭雷, 刘航. 基于二代 Curvelet 变换的图像融合研究 [J]. 光学学报, 2006, 26(5): 657-662.]