

一种自适应模糊密度赋值的小波变换遥感图像融合算法

石爱业 徐立中

(河海大学计算机及信息工程学院 南京 210098)

摘要: 该文提出了一种基于模糊积分的多光谱图像和全色遥感图像融合算法。该算法首先由多光谱图像和全色图像的小波系数来获取模糊积分的信度函数,再依据小波系数的局部窗口内的方差自适应的构造模糊密度,然后由模糊积分计算融合后的小波系数,最后进行小波逆变换,得到融合图像。实验表明,采用新的基于模糊积分的融合方法,只要选择适当的模糊密度,就可以使得融合图像在提高空间细节质量的同时,相比其它融合算法能够具有更好的光谱质量。

关键词: 遥感图像; 图像融合; 图像处理; 模糊积分; 小波变换

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)02-0355-05

Remote-Sensed Images Fusion Using Fuzzy Density Determined Adaptively Based on Wavelet Transform

Shi Ai-ye Xu Li-zhong

(College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: This paper proposes a fused algorithm based on fuzzy integral. This method firstly obtains belief function using the wavelet coefficient of multispectral images and panchromatic images, then constructs fuzzy density adaptively using the deviation of local window of wavelet coefficient, moreover obtains fused wavelet coefficient by fuzzy integral, finally obtains fused image by inverse wavelet transform. The experiment shows that while the developed method can keep spectral quality of fused image, it can update the spatial detail quality of fused image when appropriate fuzzy density is chosen.

Key words: Remote-sensed images; Image fusion; Image processing; Fuzzy integral; Wavelet transform

1 引言

将低空间分辨率的多光谱(MS)遥感图像与较高空间分辨率的全色(PAN)遥感图像进行融合,以得到一幅同时具有较高空间分辨率和光谱分辨率的融合图像,从而可以增强图像判断的可靠性和提高图像解译的准确性,以便为后续的数据分类和目标识别提供一种有效的预处理手段。

常用的遥感图像融合方法主要有主成分变换(PCA)方法、IHS变换方法、高通滤波(HPF)融合方法与小波变换融合方法^[1]等。其中,PCA方法和HIS方法在增强多光谱图像的空间细节表现能力的同时,也带来了较大的光谱失真;高通滤波融合方法保留了多光谱图像的信息,却在对高分辨率图像滤波时滤掉了许多纹理信息^[2],而近年来小波变换融合方法在遥感图像融合中得到越来越多的关注^[3-6],基于小波变换的融合规则的选择,主要是针对小波系数的,目前主要有两大类:一类是选择法,该类方法在两幅图像之间的小波系数之间做选择时,采用的是所谓的“硬决策”的小波系数选择规则,即非此即彼,这类方法主要有:直接替换法、基

于绝对值最大法^[3,4]。另一类是选择法结合加权平均法,即依据某一准则,如果满足该准则,就用选择法来选取小波系数;否则,就采用加权平均方法来选择小波系数,这类方法主要有:基于能量匹配度的方法^[5]。选择法仅仅是对小波系数简单的取舍,融合过程中没有考虑待融合图像的小波系数对融合结果影响程度的不同;而选择法结合加权平均法虽然考虑到不同的融合图像对融合后的小波系数的不同,但是却并没有考虑待融合图像的小波系数之间的相互作用。

本文提出一种基于 Choquet 模糊积分的遥感图像融合方法,主要依据是: Choquet 模糊积分是一种非线性加权平均,具有将多源信息依据各自的重要程度组合在一起的能力,在组合多源信息(图像小波分解后的小波系数、尺度系数)时,不仅考虑每个信息源的客观信息,同时还考虑了每个信息源的重要程度以及相互的影响,从而使得最终的融合图像在空间细节信息的增强和光谱信息的保持两个方面的综合性能得到提高。

2 基于自适应模糊密度赋值的融合方法

2.1 模糊测度与模糊积分^[7,8]

假设 S 是由有限个信息源组成的集合, $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, 并记 $g_i = g_\lambda(\{s_i\})$, g_1, g_2, \dots, g_m 的值被称为模糊密度,

2006-05-17 收到, 2006-11-24 改回

国家自然科学基金(60374033), 江苏省自然科学基金(BK2002064)和江苏省高技术研究(BG2006003)资助课题

其中 g_λ 为 Sugeno 测度, 则基于模糊测度的定义, 令 h 为 S 上的模糊子集, 它完成映射 $h: S \rightarrow [0,1]$, 则 h 关于模糊测度 g 的 Choquet 模糊积分定义为

$$\int_A h(s)dg(\bullet) = \sum [h(s_i) - h(s_{i-1})]g(A_i) \quad (1)$$

其中 $h(s_0) = 0$, $A_i = \{s_i, s_{i+1}, \dots, s_m\}$, 且 $0 \leq h(s_1) \leq h(s_2) \dots \leq h(s_m) \leq 1$ (如果不是这样, s 重新排列, 使上面关系成立)。

$g(A_i)$ 可以通过以下递推公式求得: (1) $g(A_m) = g_m$; (2) $g(A_i) = g_i + g(A_{i+1}) + \lambda g_i g(A_{i+1})$, $1 \leq i < m$; 而 λ 可由下式求得: $\lambda + 1 = \prod_{i=1}^m (1 + \lambda g_i)$, $\lambda > -1$ 且 $\lambda \neq 0$;

由于 $h(s)$ 表示为对象在特征 s 的信任程度, 故 $h(s)$ 可以理解为特征 s 的信度函数。该文中, 模糊积分被理解为一种模糊期望, 即经过模糊积分的融合, 期望融合图像在提高空间细节质量的同时, 尽可能地保持原始 MS 图像的光谱信息。由上述定义可知, 在利用模糊积分进行融合时, 首先要确定信度函数 $h(s)$ 和模糊密度 g_i , 下面分别加以介绍。

2.2 信度函数 $h(s)$ 的确定

设图像经过小波的塔式分解以后, 则竖直方向的高频分量、水平方向的高频分量、对角方向的高频分量分别表示图像 3 个特征。

考虑两幅图像的融合(三幅及三幅图像以上类推), 设 MS 图像(一个波段)、PAN 图像分别为 X, Y , 经过 J 层塔式小波分解后的小波系数分别为 $W_X^\varepsilon(2^j; m, n)$ 、 $W_Y^\varepsilon(2^j; m, n)$, 其中 (m, n) 表示像素的位置, $\varepsilon = 1, 2, 3$ 分别表示小波系数的 3 个方向, $j = 1, 2, \dots, J$ 表示分解的层数。由于小波系数的 3 个方向分量分别表示竖直方向的高频分量、水平方向的高频分量、对角方向的高频分量, 所以可以把这 3 个方向的高频分量作为特征 s^ε 。记

$$M_j^\varepsilon = \max(|W_X^\varepsilon(2^j; m, n)|, |W_Y^\varepsilon(2^j; m, n)|) \quad (2)$$

则图像 X, Y 在 j 层 (m, n) 处的小波系数在 3 个方向特征 s^ε 的信任程度分别构造如下:

$$h(s_X^\varepsilon; 2^j; m, n) = \frac{|W_X^\varepsilon(2^j; m, n)|}{M_j^\varepsilon} \quad (3)$$

$$h(s_Y^\varepsilon; 2^j; m, n) = \frac{|W_Y^\varepsilon(2^j; m, n)|}{M_j^\varepsilon} \quad (4)$$

依据模糊积分的单调性的约束条件: $0 \leq h(s_1) \leq h(s_2) \leq \dots \leq h(s_m) \leq 1$ (如果不是这样, s 重新排列, 使上面关系成立), 在小波分解的第 j 层, 像素位置为 (m, n) 处, 记 $s = \{s_1^\varepsilon(2^j, m, n), s_2^\varepsilon(2^j, m, n)\}$, 其中 $s_1^\varepsilon(2^j, m, n), s_2^\varepsilon(2^j, m, n)$ 定义如下:

$$\left. \begin{aligned} s_1^\varepsilon(2^j; m, n) &= W_X^\varepsilon(2^j; m, n), s_2^\varepsilon(2^j; m, n) \\ &= W_Y^\varepsilon(2^j; m, n) \text{ if } h(s_X^\varepsilon; 2^j; m, n) \leq h(s_Y^\varepsilon; 2^j; m, n) \\ s_1^\varepsilon(2^j; m, n) &= W_Y^\varepsilon(2^j; m, n), s_2^\varepsilon(2^j; m, n) \\ &= W_X^\varepsilon(2^j; m, n) \text{ if } h(s_X^\varepsilon; 2^j; m, n) > h(s_Y^\varepsilon; 2^j; m, n) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

因此, 模糊测度

$$g(A_1) = g(\{s_1^\varepsilon(2^j; m, n), s_2^\varepsilon(2^j; m, n)\}) = 1 \quad (6)$$

$$g(A_2) = g(\{s_2^\varepsilon(2^j; m, n)\}) \quad (7)$$

由上述分析可见, 只要确定 $g(\{s_2^\varepsilon(2^j; m, n)\})$ 就可以求出融合后的小波系数, 而 $g(\{s_2^\varepsilon(2^j; m, n)\})$ 就是图像 X 或图像 Y 在 j 分解层 (m, n) 处小波系数的模糊密度。为了表述方便, 此处记 $g(\{s_2^\varepsilon(2^j; m, n)\})$ 为 $g^\varepsilon(2^j; m, n)$, 下面介绍如何求解 $g^\varepsilon(2^j; m, n)$ 。

2.3 基于方差的自适应模糊密度 $g^\varepsilon(2^j; m, n)$

应用模糊积分进行融合的核心问题是确定反映各个源图像小波分解后的小波系数重要性的模糊密度 $g^\varepsilon(2^j; m, n)$ 。模糊密度 $g^\varepsilon(2^j; m, n)$ 表示为对象某个特征的重要程度, 在该文中, $g^\varepsilon(2^j; m, n)$ 的大小反映某一图像的小波系数的重要性。由于小波系数幅值较大的位置对应于灰度突变, 即对应于边缘、线和区域边界等显著特征, 在融合时应综合考虑这些显著特征, 该文中以待融合图像的某一小波系数为中心的局部窗口内的方差大小来衡量小波系数的重要性。对于待融合的两幅图像 X, Y 来说, 如果图像 $X(Y)$ 的某一小波系数为中心的局部窗口的方差大于图像 $Y(X)$ 的对应的某一小波系数为中心的局部窗口内的方差, 则在融合时, 对图像 $X(Y)$ 的小波系数的重视程度要大于对图像 $Y(X)$ 的小波系数的重视程度; 反之, 对图像 $Y(X)$ 的小波系数的重视程度要大于对图像 $X(Y)$ 的小波系数的重视程度。

设 $D_X^\varepsilon(2^j; m, n)$ 、 $D_Y^\varepsilon(2^j; m, n)$ 分别是以 $W_X^\varepsilon(2^j; m, n)$ 和 $W_Y^\varepsilon(2^j; m, n)$ 中以 (m, n) 为中心的 $n \times n$ ($n = 3, 5, 7, \dots$) 像元的窗口内的方差。根据上述分析, 则 $g^\varepsilon(2^j; m, n)$ 具体构造如下:

$$g^\varepsilon(2^j; m, n) = \begin{cases} \frac{1}{1 + a^{[D_Y^\varepsilon(2^j; m, n) - D_X^\varepsilon(2^j; m, n)]}} & \text{if } h(s_X^\varepsilon; 2^j; m, n) \leq h(s_Y^\varepsilon; 2^j; m, n) \quad (8a) \\ \frac{1}{1 + b^{[D_X^\varepsilon(2^j; m, n) - D_Y^\varepsilon(2^j; m, n)]}} & \text{if } h(s_X^\varepsilon; 2^j; m, n) > h(s_Y^\varepsilon; 2^j; m, n) \quad (8b) \end{cases}$$

式中 $a, b \in (0, 1]$, 其中将式(8a)看成关于 PAN 图像的模糊密度(与 a 有关); 式(8b)是关于 MS 图像的模糊密度(与 b 有关);

模糊密度 $g^\varepsilon(2^j; m, n)$ 求出之后, 就可以由式(1)计算出 j 层 (m, n) 处的模糊积分的结果。记模糊积分的结果为 $F^\varepsilon(2^j; m, n)$, sign 是符号函数, 融合后的小波系数为 $W^\varepsilon(2^j; m, n)$, 则

$$W^\varepsilon(2^j; m, n) = \begin{cases} F^\varepsilon(2^j; m, n) \bullet \text{sgn}(W_Y^\varepsilon(2^j; m, n)) \\ \bullet M_j^\varepsilon \text{ if } h(s_X^\varepsilon; 2^j; m, n) \leq h(s_Y^\varepsilon; 2^j; m, n) \\ F^\varepsilon(2^j; m, n) \bullet \text{sgn}(W_X^\varepsilon(2^j; m, n)) \\ M_j^\varepsilon \text{ if } h(s_X^\varepsilon; 2^j; m, n) > h(s_Y^\varepsilon; 2^j; m, n) \end{cases} \quad (9)$$

最后由各层融合后的小波系数以及 MS 图像最后分解层的尺度系数进行小波逆变换，求得融合图像。

3 实验与结果分析

MS 图像和 PAN 图像的融合中，常采用的 MS 图像为 Landsat5 TM(Thematic Mapper)图像(分辨率 30m)，PAN 图像为 SPOT 图像(分辨率 10m)，这两类图像融合的结果应该是 10m 分辨率的 MS 图像。但是由于实验条件的限制，并没有分辨率为 10m 的理想 MS 图像作为参考图像，来衡量融合算法的性能。为此，本实验采用如下设计：(1)把原始的 30m 分辨率多光谱 TM 图像(其由 2, 3, 4 波段组成，分别记做 B 波段、G 波段、R 波段)作为参考图像；(2)将 TM 重采样到 120m 分辨率，然后再将该降质图像重采样到 30m 分辨率，并记此图像为 TM_d ；(3)将 10m 分辨率的全色 SPOT 图像，采样到 30m 分辨率，并记此图像为 $SPOT_d$ ；其中， TM ， TM_d ， $SPOT_d$ 分别如图 1，图 2 和图 3 所示。

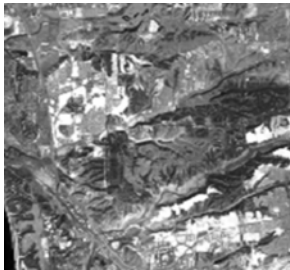


图 1 TM 图(参考图像)

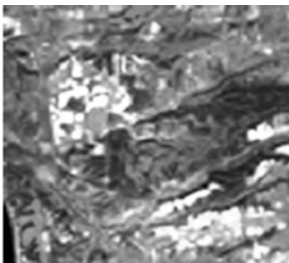


图 2 TM_d 图
(降质的 MS 图像)



图 3 $SPOT_d$ 图
(降质的 PAN 图像)

下述的 IHS 融合方法、PCA 融合方法、基于小波的直接替换法(WTR)、基于小波变换的绝对值最大值法(WTM)、基于小波变换的方差最大值法(WTS)以及本文的模糊积分选择规则法等融合算法实验都是针对 TM_d 和 $SPOT_d$ 进行融合的，其中 WTR, WTM, WTS 和本文的算法中所采用的小波都是双正交小波 bior2.2(这是考虑到双正交小波具有对称性、线性相位性与正则性的优点)。实验中小波分解的层数都选为 3，本文算法中的计算小波系数的标准方差时，窗口大小为 3×3 ，模糊密度公式(8)中的底数 a, b 经实验都选为 0.85(主要依据是：在提高融合图像的空间细节质量时，尽可能保持融合图像的光谱质量)。

上述各算法的融合图像分别如图 4(a)–图 4(f)所示，并且将各融合图像与参考图像 TM 分别做比较，以衡量各融合图像的光谱质量。此外，本实验还比较融合图像的空间细节

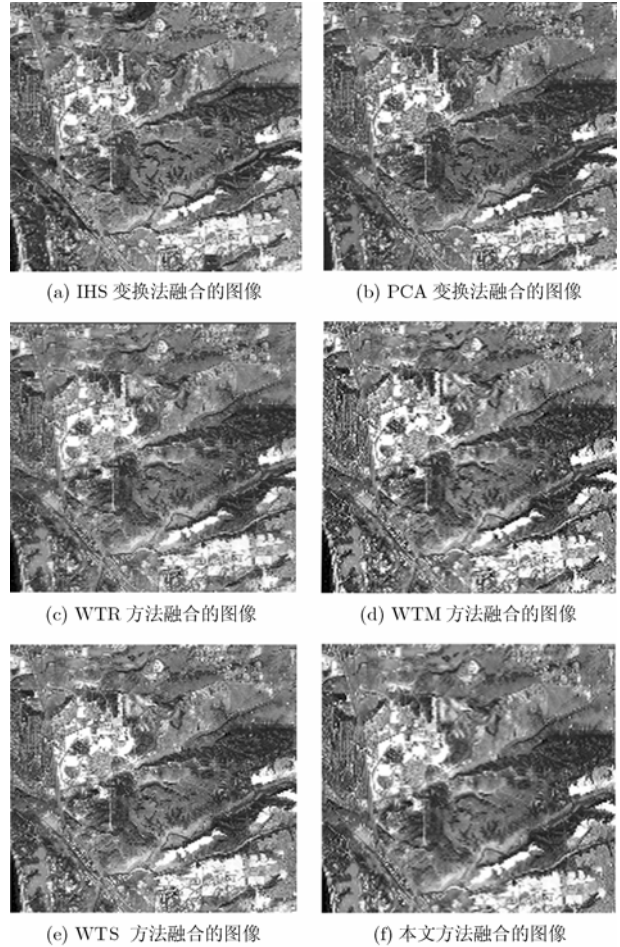


图 4 不同融合算法的融合图像

质量，下面就从融合图像的光谱质量和空间细节质量两个方面加以分析比较：

3.1 融合图像的光谱质量分析

引入如下的衡量融合图像光谱质量的 3 个参数：

(1)相关系数(Correlation Coefficient, CC)，是指融合图像的 B 波段、G 波段、R 波段和参考图像 TM 的对应波段之间相关系数，融合结果光谱信息保持越多，CC 越接近于 1，理想的情况应该是 1；

(2)相对平均光谱误差指数(Relative Average Spectral Error index, RASE)^[9]

RASE 用百分数表示，融合图像的光谱质量越高，则 RASE 越低，理想情况应该是 0；

(3)相对整体维数综合误差(The Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse, ERGAS)^[9]

融合图像的光谱质量越高，则 ERGAS 越低，理想情况应该是 0；

在表 1 中，列出了上述各种算法的融合图像与参考图像 TM 对应波段间的光谱质量参数的数值，为了更好地进行分析比较，在表 1 中的第 1 列，给出了降质的多光谱图像 TM_d 与参考图像 TM 间的光谱参数值，而最后一列给出了理想的融合图像与参考图像 TM 间的光谱参数值。

表 1 不同融合算法的融合结果的各项参数(反映光谱质量)的比较

项目		降质	IHS	PCA	WTR	WTM	WTS	本文算法	理想
CC	B 波段	0.9202	0.7419	0.8834	0.9158	0.9227	0.9176	0.9393	1
	G 波段	0.9184	0.9123	0.8823	0.9196	0.9271	0.9215	0.9395	1
	R 波段	0.9133	0.4674	0.8328	0.8326	0.8592	0.8464	0.8788	1
RASE(%)		3.24	30.64	25.30	1.46	2.36	1.57	1.16	0
ERGAS		0.7867	8.5541	8.5713	0.3834	0.6008	0.4084	0.2969	0

由表 1 可以看出,对于传统的 IHS 融合方法、PCA 融合方法,融合图像的光谱参数 CC 较小,而 RASE、ERGAS 较大,另外与降质图像相比,光谱参数必降质图像也差,这表明融合图像有严重的光谱失真。这是由于在 PCA 变换融合和 IHS 变换融合方法中,直接采用全色图像替换多光谱图像的第一主成分或强度分量,而第一主成分或强度分量的光谱特性与全色图像的光谱特性并不完全一致所致。

从表 1 还可以看出 WTR 方法、WTM 方法、WTS 方法以及本文的融合算法,除了 R 波段的 CC 比降质图像略差外,其它的光谱参数的值都比降质图像有所改善;另外这几种方法与 HIS 和 PCA 方法相比,光谱质量从总体上看也优于它们;就本文的融合算法而言,参数 CC 较其他的融合算法都高,更接近于 1;而对于 RASE、ERGAS 这两个参数,本文算法比其他算法的值都小,也更接近于 0;尤其是反映光谱质量综合指标的 RASE 以及 ERGAS,本文算法分别仅为 1.15%、0.2927,也更接近于 0,比其他融合算法的值都小,以上的分析表明本文算法在光谱质量的改善方面优于其他算法。

3.2 融合图像的空间细节质量分析

为了评估融合图像的空间细节质量,本文采用 Zhou 等^[2]提出的方法。设融合图像与 PAN 图像分别经过高斯滤波器的滤波以提取细节信息(本文采用的 3×3 的拉普拉斯滤波模板),记融合图像经过高斯滤波以后各个波段分别为 B_h , G_h , R_h , 则 PAN 图像经过高斯滤波后分别与 B_h , G_h , R_h 波段间的相关系数 CC 越高,就表明在融合过程中,有更多的 PAN 图像的空间信息“注入”到 MS 图像。

通过实验可得本文融合算法的图像,相比较降质图像,在空间细节质量方面都有很大的提高,在 B, G, R 3 个波段的 CC 分别为: 0.9393、0.9395、0.8788。如果单从视觉上看图 4(a)–图 4(f),很难判断哪种融合算法的结果有更好的空间细节质量,但是与降质的 TM_d 图像相比(见图 2 所示),可以很明显看出,实验中所有的算法的融合图像在空间细节质量方面都好于 TM_d ,但是由于本文算法的融合图像光谱质量最好,而 MS 图像与 PAN 图像融合时,就是在提高融合图像的空间细节质量的同时,尽可能保持融合图像具有原始 MS 图像的信息,这表明本文的算法是可行的。

3.3 模糊密度的取值对融合结果的影响分析

由于 PAN 图像是较高空间分辨率的全色图像,空间细

节信息比 MS 图像的空间细节信息丰富,又由于图像变换后的小波系数(高频系数)是反映图像的空间细节信息的,所以 PAN 图像的小波系数的绝对值大于对应的 MS 图像的小波系数绝对值的数目要更多,亦即 $h(s_X^e; 2^j; m, n) \leq h(s_Y^e; 2^j; m, n)$ 的数目要远大于 $h(s_X^e; 2^j; m, n) > h(s_Y^e; 2^j; m, n)$ 的数目,根据式(8),可知 b 变化时,对融合图像的影响基本上可以忽略不计,亦即融合图像的光谱质量和空间细节质量随 b 变化基本上不变。

当 a 逐步增加时,式(8a)的模糊密度相应的逐步的减少,即对 PAN 图像小波系数重视程度逐步减少,故融合后的小波系数中 PAN 图像的小波系数贡献逐步地减少,融合图像的空间细节质量总的来说随着 a 的增加而下降。另外通过实验可以得到在 $a = 0.85$ 附近,反映光谱质量的 RASE、ERGAS 有一个最小值,即此时的融合图像光谱质量整体上最好,虽然此时的融合图像的空间细节质量不是最好,但是相关系数 CC 都大于 0.9,相比较原始的降质多光谱图像 TM_d ,空间细节质量都得到了很大的提高,考虑到 MS 图像与 PAN 图像融合时,就是在提高融合图像的空间细节质量同时,尽可能使得融合图像保持原始 MS 图像的光谱信息,故此选择 $a = 0.85$ 。

4 结论

本文提出的方法,能够在提高融合图像的空间细节质量的同时,较好地保持原始 MS 图像的光谱信息,做到这一点只要选择合适的模糊密度即可。该文中,模糊密度的构造是通过自适应赋值的,具体是通过调节底数来对模糊密度进行改变,对于多光谱和全色图像的融合,主要是通过调节底数 a 来对融合结果进行调控,融合结果对底数 b 的变化不敏感。另外本文提出的方法不仅是局限于多光谱和全色图像的融合,也可以把该法应用于其他图像的融合中。另外,如何选择最优的底数以构造较优的模糊密度,将是进一步的研究工作。

参考文献

- [1] Pohl C and Van Genderen J L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications[J]. *International Journal of Remote and Sensing*, 1998, 19(5): 823–854.
- [2] Zhou J, Civco D L, and Silander J A. A wavelet transform

- method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data[J]. *International Journal of Remote and Sensing*, 1998, 19(4): 743-757.
- [3] Yocky D A. Image merging and data fusion by means of the discrete two dimensional wavelet transform[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1995, 12(9): 1834-1841.
- [4] Li H, Manjunath B S, and Mitra S K. Multisensor image fusion using the wavelet transform[J]. *Graphical Models and Image Processing*, 1995, 57(3): 235-245.
- [5] 蒋晓瑜, 高稚允, 周立伟. 小波变换在多光谱图像融合中的应用[J]. *电子学报*, 1997, 25(8): 105-108.
- [6] 晁锐, 张科, 李言俊. 一种基于小波变换的图像融合算法[J]. *电子学报*, 2004, 32(5): 750-753.
- [7] Murofushi T and Sugeno M. An interpretation of fuzzy measure and the Choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1989, 29: 201-227.
- [8] Tahni H and Kellor J M. Information fusion in computer vision using the fuzzy integral[J]. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, 1990, 20(3): 733-741.
- [9] González-Audícana M, Saleta J L, and Catalán R G. Fusion of multispectral and panchromatic images using improved HIS and PCA merges based on wavelet decomposition[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(6): 1291-1299.
- 石爱业: 男, 1969 年生, 讲师, 博士生, 目前从事信息处理、信息融合等方面研究.
- 徐立中: 男, 1958 年生, 教授, 博士生导师, 目前从事信息获取与遥测遥控、信息处理与智能系统等方面的研究.