

## 两种高保真遥感影像融合方法比较

李存军<sup>1,2)</sup> 刘良云<sup>2)</sup> 王纪华<sup>2)</sup> 王人潮<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所,杭州 310029) <sup>2)</sup>(国家农业信息化工程技术研究中心,北京 100089)

**摘要** 遥感影像融合有着广泛的应用前景。定量遥感不仅要求影像融合提高空间分辨率,更重要的是保持影像光谱信息,减少失真。为了使人们对不同遥感影像融合方法优缺点有一概略了解,首先详细介绍了两种新的高保真融合算法(基于亮度调节的平滑滤波和 Gram-Schmidt 变换)的原理和方法;然后以城区 IKONOS 影像为数据源,通过目视判别、定量统计参数和图形法 3 种方法对两种融合算法进行了比较,并与传统的融合算法 IHS 变换和 PC 变换进行了对比。结果表明,4 种融合算法的空间效果是相似的,但从对光谱信息的保真来看,PC 变换和 IHS 变换都较差,基于亮度调节的平滑滤波保真效果最好,Gram-Schmidt 变换次之,但 Gram-Schmidt 变换保真效果已比 PC 变换和 IHS 变换有了较大的提高。

**关键词** 遥感 融合 保真 基于亮度调节的平滑滤波 葛兰-施密特变换 比较

**中图分类号**: TP751.1 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2004)11-1376-10

### Comparison of Two Methods of Fusing Remote Sensing Images with Fidelity of Spectral Information

LI Cun-jun<sup>1,2)</sup>, LIU Liang-yun<sup>2)</sup>, WANG Ji-hua<sup>2)</sup>, WANG Ren-chao<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Zhejiang University, Institute of Agriculture Remote Sensing and Information Application, Hangzhou 310029)

<sup>2)</sup>(National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100089)

**Abstract** There is a great application potential for the fusion of remote sensing images. With the development of quantitative remote sensing, not only improving spatial details but also preserving the spectral information of multispectral bands were required. The principle and methods of two fusion algorithms, SFIM (smoothing filter-based intensity modulation) and Gram-Schmidt (Gram-Schmidt transform), were described. In a case of IKONOS image in city, visual judgment, quantitative statistical parameters and graphs comparison were used to assess these two algorithms, which were also compared to the traditional methods of IHS transform and PC (principal component) transform. The results showed there was no distinct difference in spatial details improved. However in terms of spectral information fidelity, both IHS and PC method were the worst, Gram-Schmidt method was better, while SFIM method was the best.

**Keywords** remote sensing, fusion, fidelity, smoothing filter-based intensity modulation (SFIM), Gram-Schmidt, comparison

## 1 引言

对于光学系统的遥感影像,其空间分辨率和光谱分辨率是一个矛盾,一般在一定的信噪比的情况下,光谱分辨率的提高是以牺牲空间分辨率为代价

的<sup>[1]</sup>。由于通过将较低空间分辨率的多光谱影像和较高空间分辨率的全色波段影像融合,可以产生具有多光谱和高空间分辨率的影像,因此,各种遥感影像融合算法得到了迅速发展和应用,已成为人们研究的热点和焦点之一。由于遥感应用需要更高的光谱分辨率和空间分辨率,若将多光谱影像与较高

空间分辨率的全色波段影像进行融合,则能满足这一要求。因此影像融合有着广阔的应用前景。

随着遥感技术的发展,定量地解译和反演目标参数已成为迫切的需求。这就要求融合算法不仅能增加影像的空间纹理信息,还要保持光谱的原始信息,即不发生或尽可能少的发生信息失真。这对于监测植被活力和生长状态,反演陆地生产力,进行环境评价和矿产勘测等尤为重要,否则信息失真将产生错误的结果。

最常用的遥感影像融合方法有 IHS (亮度(intensity)、色调(hue)、饱和度(saturation))变换、Brovey 方法、主成分变换(principal component transform,简称 PC)、小波变换等。这些融合方法虽都能增加多光谱影像的空间纹理信息,但 IHS, Brovey, PC 等方法易使融合后的影像失真;小波变换光谱信息虽保真较好,但小波基选择困难,且计算

相对复杂。

为了既能使融合影像保真性较好,计算又较简单,本文介绍了基于亮度调节的平滑滤波(smoothing filter-based intensity modulation,简称 SFIM)和 Gram-Schmidt 光谱锐化(Gram-Schmidt spectral sharpening,简称 Gram)两种高保真的影像融合算法的原理及方法,并对它们进行了定性和定量的评价。

## 2 影像融合方法及原理

### 2.1 典型的遥感影像融合方法

#### 2.1.1 IHS 变换

IHS 表示亮度,色调和饱和度,是人们认识颜色的 3 个特征。IHS 彩色空间变换融合是首先将图像分解成亮度  $I$ ,色调  $H$  和饱和度  $S$ ,然后用全色波段影像灰度值替换  $I$ ,并进行反变换<sup>[2]</sup>,其具体步骤见图 1。

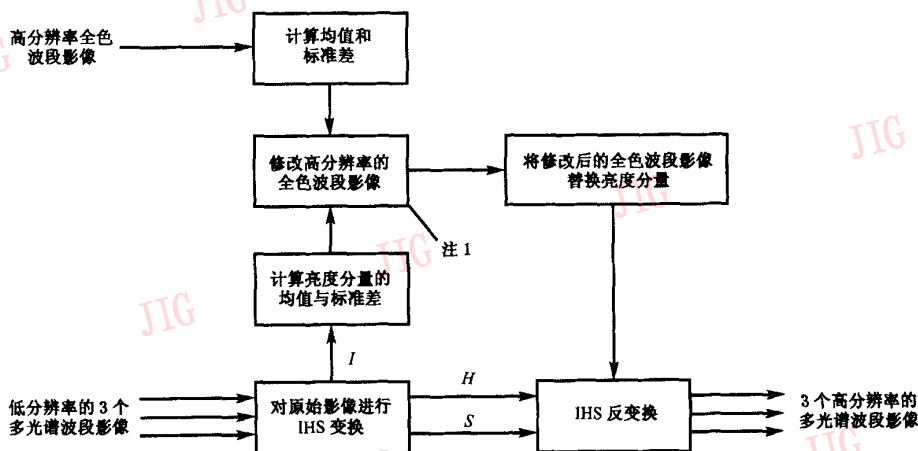


图 1 IHS 影像融合原理

图 1 中注 1 是指通过式(1)、式(2)、式(3)来修改全色波段影像的均值和标准差,修改后灰度值为

$$\hat{P} = (P \times k_1) + k_2 \quad (1)$$

其中,

$$k_1 = \frac{\sigma_{intensity}}{\sigma_{pan}} \quad (2)$$

$$k_2 = u_{intensity} - (k_1 \times u_{pan}) \quad (3)$$

在式(1)~式(3)中, $P$ 为原始全色波段影像 Pan 的灰度值, $\sigma_{intensity}$ 、 $\sigma_{pan}$ 分别为亮度分量  $I$  和全色波段影像 pan 的方差, $u_{intensity}$ 、 $u_{pan}$ 分别为亮度分量和全色波段影像的灰度均值。 $k_1$ 为增益, $k_2$ 为偏移。

该修改强制两个波段的全局统计变量相似,以保持原始多光谱的特征。

IHS 变换的确提高了空间分辨率,但有以下两个缺点:(1)该方法一次只能针对红、绿、蓝 3 个波段的彩色影像进行变换,而多光谱影像通常不止 3 个波段。(2)尽管高分辨率的全色波段影像和 IHS 变换后亮度分量  $I$  的全局变量是相似的,但两幅影像看上去并不相同(它们的局部统计特征可能不相同)。当两波段的均值和方差相同,但其直方图不同,同样存在辐射差异。由于全色波段影像和亮度分量的直方图常常不同,因此 IHS 反变换产生的多光谱影像会发生变化,结果是增强的多光谱波段影像的某些区域与原始影像的色彩不匹配。

#### 2.1.2 主成分变换

主成分变换是遥感数字影像处理中运用比较广

泛的一种算法,是一种在统计特征基础上的多维(多波段)正交线性变换,变换中它将一组相关变量转化

为一组原始变量不相关的线性组合<sup>[3]</sup>,其变换步骤见图 2。

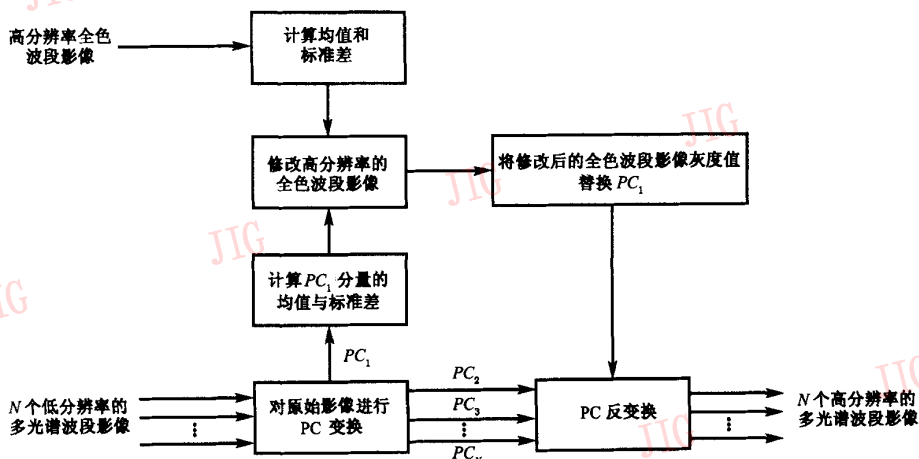


图 2 PC 变换影像融合原理

图 2 中修改全色波段影像灰度值的两种方法为：  
 (1)利用式(1)~式(3)强迫全色波段影像的均值和方差与 PC 变换后第 1 主成分  $PC_1$  的均值与方差匹配；  
 (2)强迫全色波段影像的最大值、最小值与 PC 变换后第 1 主成分  $PC_1$  的最大值、最小值分别匹配(即有相同的灰度范围)。这种修改用于强迫两个波段的统计相似,试图保持原始的多光谱影像的信息。

PC 变换方法与 IHS 变换相比,其在同一融合处理中,可同时提高  $n$  个多光谱波段影像的空间分辨率,其缺点是 PC 变换第 1 主成分(包含了多光谱波段的大多数信息)的信息量要比全色波段影像的信息量高,当用修改后的全色波段影像的灰度值替代  $PC_1$ ,再进行反变换得到的增强后的多光谱波段影像,其信息量会受到损失。另外,尽管修改后的全色波段与 PC 变换第 1 主成分全局统计特征相似,但局部统计特征不相似,因此 PC 变换也会造成信息失真。

对于定量遥感应用,融合不仅要求提高空间分辨率,还要求保持光谱信息不失真,否则对遥感进行定量分析时,得出的结果偏差较大或错误。

一个好的遥感影像融合方法不仅要提高空间纹理信息,同时要考虑对光谱信息的高保真。

### 2.2 基于亮度调节的平滑滤波方法

基于亮度调节的平滑滤波(SFIM)的影像融合原理和算法<sup>[1]</sup>如下:

若不考虑大气因素和仪器定标因素,由于波长为  $\lambda$  的影像中的 DN 值由太阳入射辐射能量  $E(\lambda)$

和地表的反射率  $\rho(\lambda)$  两个因素决定,因此 DN 值可表示为:  $DN(\lambda) = \rho(\lambda) \times E(\lambda)$ 。

低分辨率的多光谱和高分辨率的全色影像的 DN 值分别表示为

$$DN(\lambda)_{low} = \rho(\lambda)_{low} \times E(\lambda)_{low}$$

$$DN(\gamma)_{high} = \rho(\gamma)_{high} \times E(\gamma)_{high}$$

其中,  $\gamma$  为高空间分辨率影像所对应的波长值;  $DN(\lambda)_{low}$  为低空间分辨率的多光谱波段影像的 DN 值;  $\rho(\lambda)_{low}$  为低空间分辨率的多光谱波段的反射率值;  $E(\lambda)_{low}$  为低空间分辨率的多光谱波段波长为  $\lambda$  的太阳入射能量。

下标为 high 的高空间分辨率影像的符号有相同的含义。

SFIM 算法近似的物理意义为

$$\begin{aligned}
 DN(\lambda)_{fusion} &= \frac{DN(\lambda)_{low} \times DN(\gamma)_{high}}{DN(\gamma)_{mean}} \\
 &= \frac{\rho(\lambda)_{low} \times E(\lambda)_{low} \times \rho(\gamma)_{high} \times E(\gamma)_{high}}{\rho(\gamma)_{low} \times E(\gamma)_{low}} \\
 &\approx \frac{\rho(\gamma)_{high}}{\rho(\gamma)_{low}} \times \rho(\lambda)_{low} \times E(\lambda)_{low} \\
 &\approx \frac{\rho(\gamma)_{high}}{\rho(\gamma)_{low}} \times \rho(\lambda)_{low} \times E(\lambda)_{high} \\
 &\approx \frac{\rho(\lambda)_{high}}{\rho(\lambda)_{low}} \times \rho(\lambda)_{low} \times E(\lambda)_{high} \\
 &= \rho(\lambda)_{high} \times E(\lambda)_{high} \\
 &= DN(\lambda)_{high}
 \end{aligned} \tag{4}$$

$DN(\lambda)_{fusion}$  指经融合产生的高空间分辨率多光谱波段影像的 DN 值。 $DN(\gamma)_{mean}$  可由高分辨率影像通过平滑滤波计算得来,即  $DN(\gamma)_{mean} = \rho(\gamma)_{low} \times$

$E(\gamma)_{low}$ , 它可看成是利用高分辨率影像模拟的波长为  $\gamma$  的低空间分辨率的影像。

在公式(4)中, 第 1 次和第 2 次近似假定  $E(\gamma)_{low} = E(\gamma)_{high}$  和  $E(\lambda)_{low} = E(\lambda)_{high}$ , 即对于同一幅影像, 其邻近像元的太阳入射辐射是相等的。只要邻近像元不是地物阴影的交接区域, 这一假设是合理的。

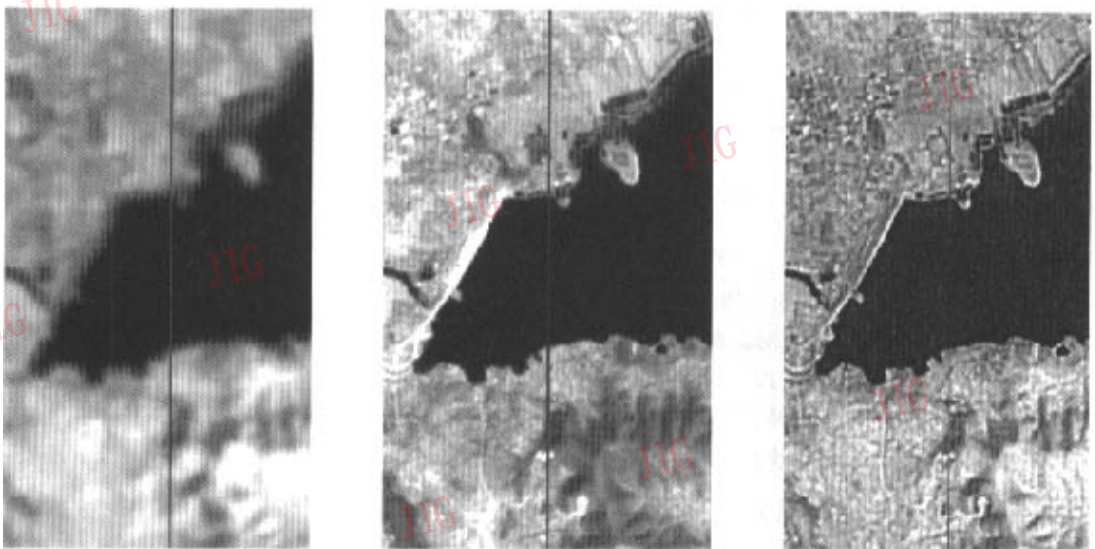
公式第 3 次近似, 假定  $\frac{\rho(\gamma)_{high}}{\rho(\gamma)_{low}} = \frac{\rho(\lambda)_{high}}{\rho(\lambda)_{low}}$ , 即在两个不同波长处, 与同一邻近区域的高分辨率和分辨率像素对应的地物光谱反射率比值相等。由于这一假定有时在一些边界区域可能出现的问题, 即边界区域的两个地物的光谱反射率比值在不同的波段的特性不一致时, 由于植被在可见光波段的反射率一般低于裸土, 而在近红外波段却高于裸土, 所以, 若以可见光波段的全色高分辨率影像融合来增强近红外低分辨率的影像, 则在植被和裸土的边界区域

会出现异常边界, 并会造成较大的光谱失真。

由高分辨率影像模拟的波长为  $\gamma$  的低分辨率影像(其 DN 值为  $DN(\gamma)_{mean}$ )与波长为  $\lambda$  的低分辨率影像(其 DN 值为  $DN(\gamma)_{low}$ )的地形和纹理结构相同, 因为它们有相同的空间分辨率。另外, 通过亮度调节融合的影像与高分辨率影像的光谱属性无关, 这是 SFIM 融合比 IHS 变换和 Brovey 方法具有的主要优点。

SFIM 融合是通过平滑滤波将高分辨率的影像匹配到低分辨率影像, 从这点上看, 与小波变换相似, 但其算法的计算过程和计算时间比小波变换要显著简化。

基于式(4)的简化原理, SFIM 融合方法不适合融合物理特性不同的多源影像, 如光学影像和雷达影像。例: 利用 Landsat ETM+ 的全色波段与热红外波段(TM6)进行融合时, 在水体区出现明显错误, 而且陆地上的亮温变化也出现异常(见图 3, 图 4)。



(a) 热红外波段(TM6)影像 (b) 原始全色波段影像 (c) TM6 融合影像

图 3 TM6 影像、全色波段影像及用 SFIM 方法融合后的 TM6 影像

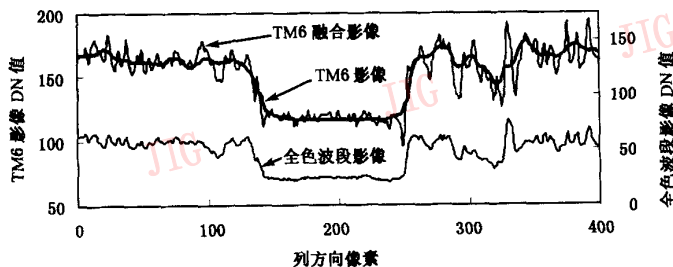


图 4 TM6 影像、全色波段影像及用 SFIM 方法融合后的 TM6 影像中空间灰度变化曲线图

图 3(a)为 60m 分辨率的原始 TM6 影像(双线性内插,15m)。图 3(b)为全色波段影像,图 3(c)为 SFIM 方法融合后的 TM6 影像(400×200 像元)。图中黑色部分是一水库,实黑线是与图 4 对应的光谱剖面位置。

图 4 中曲线位置对应于图 3 中的线段所示。原始 TM6 影像的灰度变化相对平缓,这是因为地表亮温的变化有一个渐近的过程。全色波段影像的灰度变化要剧烈得多,即使是水体,灰度也发生变化,而 TM6 影像灰度变化则小得多。融合后 TM6 影像灰度则发生剧烈的动荡,其动荡位置和趋势与全色波段影像灰度的动荡相对应,TM6 融合后的 DN 值

空间分布趋势与实际不符。

### 2.3 Gram-Schmidt 光谱锐化方法

Gram-Schmidt 变换是线性代数和多元统计中常用的方法,它通过对矩阵或多维影像进行正交化,从而可消除冗余信息<sup>[4,5]</sup>。它与 PC 变换的区别在于:PC 变换的第一分量  $PC_1$  包含信息最多,而后面的分量信息含量依次减少;Gram-Schmidt 变换产生的各个分量只是正交,各分量信息量没有明显的多寡区别。Gram-Schmidt 变换的另一个特点是变换后的第 1 分量  $GS_1$  就是变换前的第 1 分量,其数值没有变化。Gram-Schmidt 融合<sup>[6]</sup>的具体步骤见图 5。

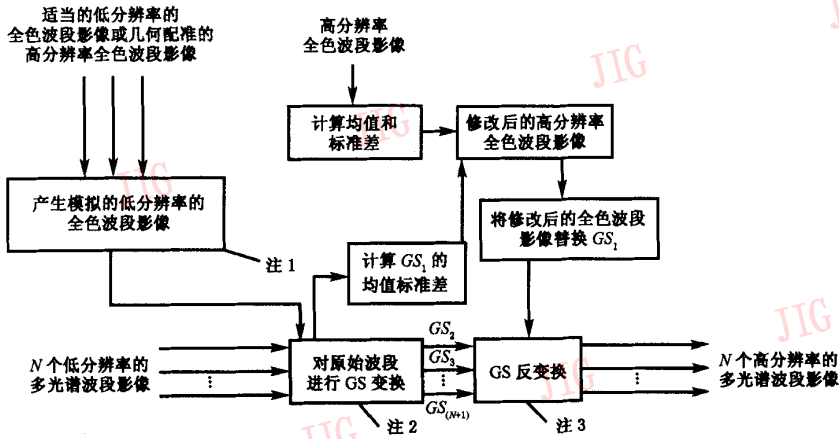


图 5 Gram-Schmidt 影像融合流程图

Gram-Schmidt 变换的关键步骤如下:

(1)使用多光谱低空间分辨率影像对高分辨波段影像进行模拟(图 5 注 1)。模拟的方法有以下两种:①将低空间分辨率的多光谱波段影像,根据光谱响应函数按一定的权重  $w_i$  进行模拟,即模拟的全色波段影像灰度值  $P = \sum_1^k w_i \times B_i$  ( $B_i$  为多光谱影像第  $i$  波段灰度值),②将全色波段影像模糊,然后取子集,并将其缩小到与多光谱影像相同的大小。

模拟的高分辨率波段影像信息量特性与高分辨率全色波段影像的信息量特性比较接近。模拟的高分辨率波段影像在后面的处理中被作为 Gram-Schmidt 第 1 分量进行 Gram-Schmidt 变换。因在 Gram-Schmidt 变换中第 1 分量  $GS_1$  没有变化( $GS_1$  就是变换前的第 1 分量),故模拟的高分辨率波段影像将被用来与高分辨率全色波段影像进行交换,这样可使信息失真少。

(2)利用模拟的高分辨率波段影像作为 Gram-

Schmidt 变换第 1 个分量来对模拟的高分辨波段影像和 low 分辨率波段影像进行 Gram-Schmidt 变换(图 5 注 2)。该算法在进行 Gram-Schmidt 变换时进行了修改,具体修改如下,即第  $T$  个 GS 分量由前  $T-1$  个 GS 分量构造,即

$$GS_T(i, j) = (B_T(i, j) - u_T) - \sum_{i=1}^{T-1} \varphi(B_T, GS_i) \times GS_i(i, j)$$

其中,  $GS_T$  是 GS 变换后产生的第  $T$  个分量,  $B_T$  是原始多光谱影像的第  $T$  个波段影像,  $u_T$  是第  $T$  个原始多光谱波段影像灰度值的均值。

$$u_T = \frac{\sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^R B_T(i, j)}{C \times R} \quad (\text{均值})$$

$$\varphi(B_T, GS_i) = \left[ \frac{\sigma(B_T, GS_i)}{\sigma(GS_i, GS_i)^2} \right] \quad (\text{协方差})$$

$$\sigma_T = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^R (B_T(i, j) - u_T)^2}{C \times R}} \quad (\text{标准差})$$

(3) 通过调整高分辨率波段影像的统计值来匹配 Gram-Schmidt 变换后的第 1 个分量  $GS_1$ , 以产生经过修改的高分辨率波段影像。修改方法见式(1)~式(3)。该修改有助于保持原始多光谱波段影像的光谱特征。

(4) 将经过修改的高分辨率波段影像替换 Gram-Schmidt 变换后的第 1 个分量, 产生一个新的数据集。

(5) 将新的数据集进行反 Gram-Schmidt 变换 (图 5 注 3), 即可产生空间分辨率增强的多光谱影像。

Gram-Schmidt 反变换的公式如下:

$$\hat{B}_T(i, j) = (GS_T(i, j) + u_T) + \sum_{l=1}^{T-1} \varphi(B_T, GS_l) \times GS_l(i, j)$$

本算法有两个优点: ①一次处理的波段数没有限制; ②产生的高空间分辨率多光谱影像不仅保持了低空间分辨率光谱的特性, 且信息失真小。

### 3 融合效果评价

影像融合算法的评价通常有两种方法, 即目视主观评价和定量评价<sup>[7]</sup>。本文为评价影像融合的高

保真性, 加进了第 3 种方法——图形法<sup>[8]</sup>。

评价时选择的评价数据是城区影像。由于在城区中, 地物大小和形状具有多样性, 遥感数据在空间上和不同的光谱波段上则存在较大的变异, 所以城区影像通常能反映出影像融合算法的优点和缺点<sup>[9]</sup>。

评价数据的基本情况见表 1。

表 1 试验数据基本情况

数据源		IKONOS 卫星影像	
地点	北京城市		
获取时间	2002 年 10 月 25 日		
中心经纬度	40.078 4°N 116.282 5°E		
影像大小	6 000 × 6 000 像素		
	波段号	波段范围 (μm)	对应于
波段	1	0.45~0.52	蓝
	2	0.52~0.60	绿
	3	0.63~0.69	红
	4	0.76~0.90	近红外

评价所用影像如图 6 所示。通过 IKONOS 影像 4, 3, 2 波段假彩色合成 (下文中提到的地物颜色均指 4, 3, 2 波段合成后的假彩色)。为获得较好的显示效果, 文中的所有的 IKONOS 彩色影像都经过 2% 的线性拉伸。

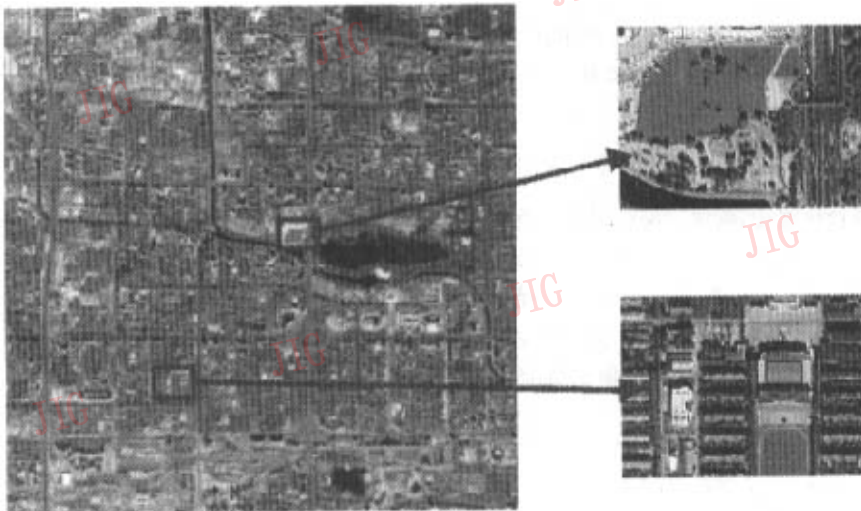


图 6 北京 IKONOS 影像 (6 000 × 6 000 像素) 及两个子区

#### 3.1 可视比较

为了比较不同融合算法对光谱的保真情况, 从整景影像中取出两个 400 × 300 像素的子区 (下文分别称子区 1, 子区 2), 以 1 : 1 的比例尺显示。原始影像与不同的融合方法产生的空间分辨率增强的影像见图版 I 图 1、图版 II 图 1。

从图版 I 图 1 中可以看出, 子区 1 经融合处理后, 空间纹理信息大大增强, 草地中的花纹, 左上角的台阶, 道路上的斑马线等都清晰可见。从提高空间纹理信息上来看, 4 种融合方法相差不大, 但从信息的高保真上来比较, 4 种方法则差异较大: 如 IHS 方法使图像变暗, PC 方法使图像变亮; SFIM 方法保

真性最好,其整体与原始影像相差不大,Gram方法次之。由图版Ⅲ图1可见,子区2也有相似的结果。

### 3.2 定量比较

定量评价影像融合效果的统计参数较多<sup>[7]</sup>。本文基于提高空间分辨率、提高信息量和保持融合影像的光谱性质的标准,选取了图像均值、标准差、信息熵、平均梯度、相关系数及相对偏差6个参数。

(1) 图像像素值 $Z(i, j)$ 的均值 $\bar{Z}$ 是图像像素的灰度平均值,其对人眼则反映为平均亮度。其定义为

$$\bar{Z} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N Z(i, j)}{M \times N}$$

(2) 标准差反映了图像像素灰度相对于灰度平均值的离散情况。在某种程度上,标准差也可用来评价图像反差的大小。当标准差较大时,则图像灰度级分布分散,若图像的反差大,则可以看出更多的信息。其定义为

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (Z(i, j) - \bar{Z})^2}{M \times N}}$$

(3) 图像的信息熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标,因为通过对图像信息熵的比较可以对比出图像的细节表现能力。对于灰度范围 $\{0, 1, \dots, l-1\}$ 的图像直方图,其信息熵定义为

$$H = - \sum_{i=0}^{l-1} P_i \ln P_i$$

$P_i$ 为第 $i$ 级灰度出现的概率。

若融合图像的信息熵越大,则表示融合图像的信息增加,且融合图像所含的信息越丰富,融合质量越好。

(4) 图像像素值 $Z(i, j)$ 的平均梯度 $\bar{G}$ 可敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力,不仅可用来评价图像的清晰程度,还可反映出图像中微小细节反差和纹理变化特征。其计算公式为

$$\bar{G} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\left(\frac{\partial Z(i, j)}{\partial i}\right)^2 + \left(\frac{\partial Z(i, j)}{\partial j}\right)^2}$$

一般说来, $\bar{G}$ 越大,图像层次越多,表示图像越清晰。

(5) 融合图像与源图像的相关系数反映两幅图像光谱特征的相似程度,定义为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F(i, j) - \bar{f}][A(i, j) - \bar{a}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F(i, j) - \bar{f}]^2 [A(i, j) - \bar{a}]^2}}$$

其中, $A(i, j)$ 是源图像灰度值, $\bar{a}$ 是源图像灰度值的均值。 $F(i, j)$ 是融合图像灰度值, $\bar{f}$ 是融合图像灰度值的均值。

(6) 相对偏差的大小表示融合图像与源图像平均灰度值的相对差异,它用来反映融合图像与源图像在光谱信息上的匹配程度。

$$D = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{|F(i, j) - A(i, j)|}{A(i, j)}$$

$A(i, j)$ 是源图像灰度值, $F(i, j)$ 是融合图像灰度值。

选取第4波段对影像进行定量评价,评价结果见表2。

表2 影像融合增强结果的参数对比

项目	均值	标准差	信息熵	平均梯度	融合前后相关系数	相对偏差
原图	78.73	46.95	7.43	6.26		
IHS变换	72.08	61.27	7.45	16.82	0.847	0.427
PC变换	98.55	53.60	7.53	12.02	0.912	0.559
SFIM变换	80.08	59.11	7.56	17.78	0.878	0.258
Gram变换	83.46	53.03	7.51	12.00	0.917	0.305

表2中的统计数据是对NIR波段整景影像(6000×6000像素)进行统计得到的。从表2可以看出,由于IHS方法使均值变小,所以其融合后影像变暗,而其他方法均值变大,其中PC方法均值增大最多,其融合后影像最亮。SFIM方法和Gram-schmidt方法的融合结果与原图相比,均值差异相对较小,尤其是SFIM方法。

从标准差与信息熵来看,IHS变换标准差大大提高,但其信息熵却增大较小(0.02),而另外3种融合方法则标准差增大,信息熵也相应有较大提高。其中SFIM方法提高最多。另外平均梯度的变化趋势与信息熵相似。

从与源影像的相关性来看,IHS变换最小,SFIM方法次之,PC方法较大,而Gram-schmidt方法最大。这说明从整景NIR波段来看,IHS、SFIM、PC及Gram-schmidt方法融合后的影像与原始影像相关性依次增大。

从相对偏差来看,PC方法最大,IHS方法次之,Gram-schmidt方法较小,SFIM方法最小。但SFIM方法已比PC方法的相对偏差大大减少。

总的来看,融合效果IHS方法最差,PC方法次之,其中在提高空间信息时又能高保真光谱信息的融合方法是SFIM方法与Gram-schmidt变换。

### 3.3 图形比较

#### 3.3.1 光谱曲线比较

在子区 1 和子区 2 中分别选取不同的地物,用于考查不同的融合方法对光谱的保真情况(见图 7,

图 8)。子区 1 选取的地物有水泥地、浓密草地、稀疏草地、水体和道路;子区 2 选取的地物有白屋顶、黄屋顶、紫屋顶、草地和水泥地(屋顶颜色指的是近红外,红,绿假彩色)。

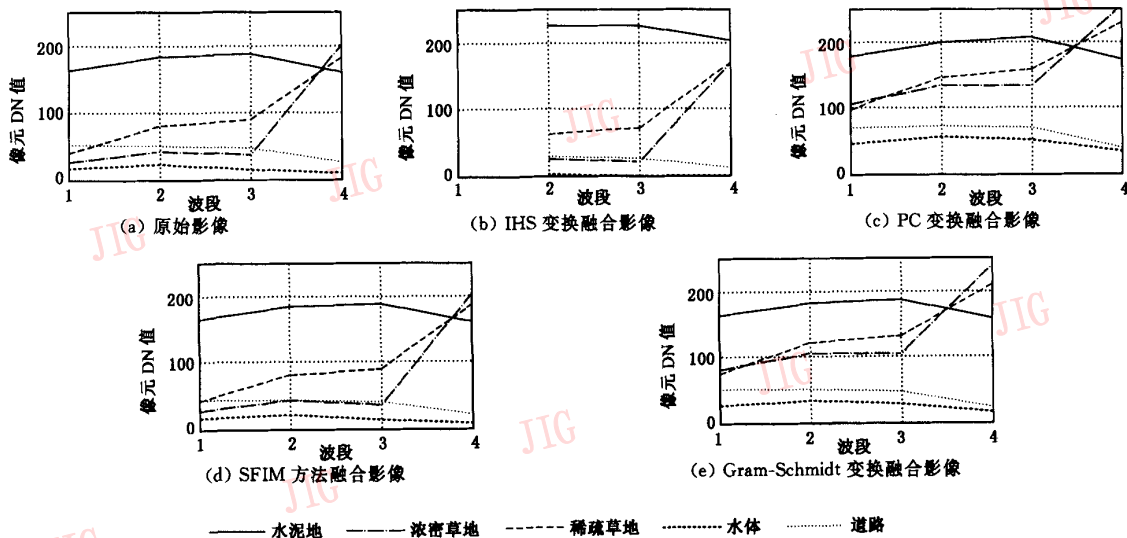


图 7 子区 1 中典型地物光谱曲线对比

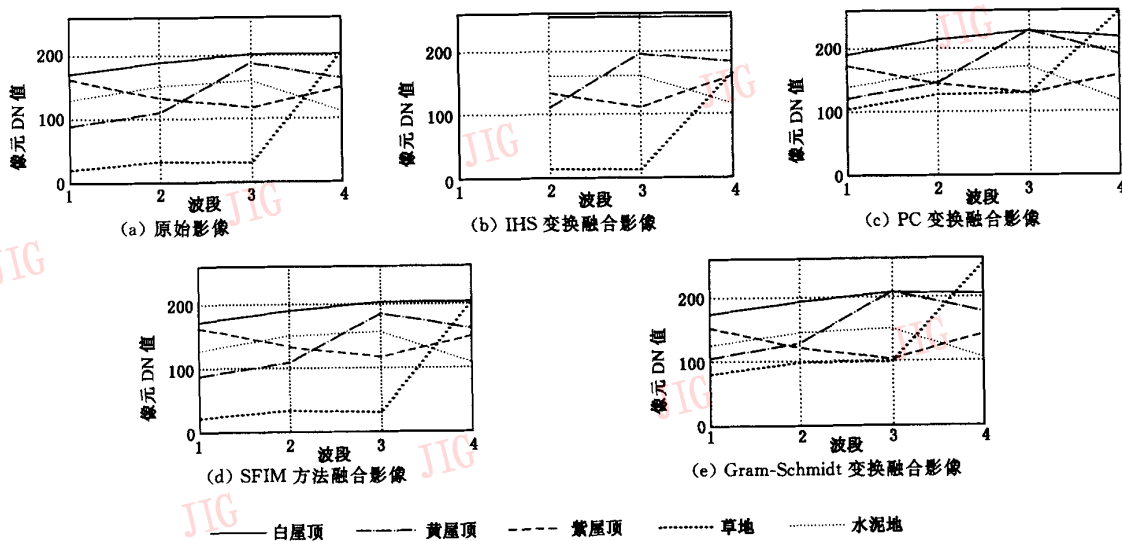


图 8 子区 2 中典型地物光谱曲线对比

图 7 显示了子区 1 中的 5 种地物光谱曲线及其变化。由图 7 可见,各种融合后的影像光谱与原始影像光谱比较,SFIM 变换信息保真性最好,不仅同一地物的波谱曲线形状没有发生变化,而且不同地物的波谱之间的关系也保持得较好;Gram-schmidt 变换次之,同一地物的波谱曲线形状虽没有发生变化,但不同地物的波谱之间的关系发生了部分变化,表现为道路在 1、2、3 波段的 DN 值下降。而 PC 变换

较差,IHS 变换最差。

子区 2 的光谱变化(见图 8)与子区 1 类似。SFIM 变换最好,Gram 变换次之,其同一地物的波谱曲线形状虽没有发生变化,但不同地物的波谱曲线之间的关系却发生了部分变化,表现为草地在 1、2、3 波段的 DN 值上升,其对原始影像光谱信息的保真性同样 PC 变换较差,IHS 变换最差。

#### 3.3.2 空间变化曲线

图 9,图 10 表明 4 种融合方法融合后的影像 DN 值空间变化曲线在两个子区几乎是相同的,融合后产生影像的空间变化频率与全色波段的空间变化频率无明显差异。若仔细比较,可发现 PC 变换和 Gram-Schmidt 变换的 DN 值空间曲线与全色波段

影像的 DN 值空间曲线吻合度较好。这就解释了表 1 中,为什么 PC 变换和 Gram-Schmidt 变换融合前后的相关系数较高,而 SFIM 变换后的均值与源影像相差不大,但相关系数却比 Gram-Schmidt 变换和 PC 变换低的原因。

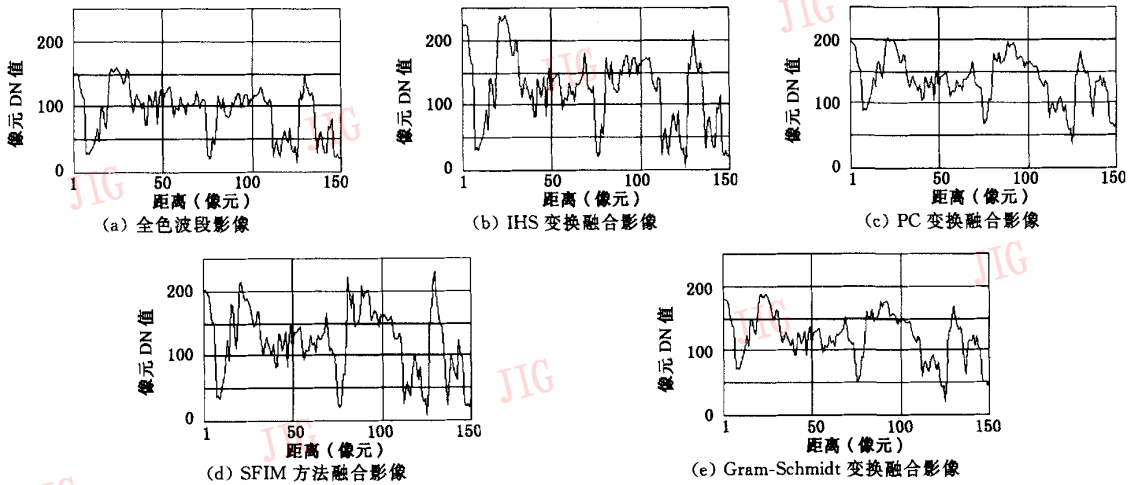


图 9 子区 1 空间剖面 DN 值变化曲线

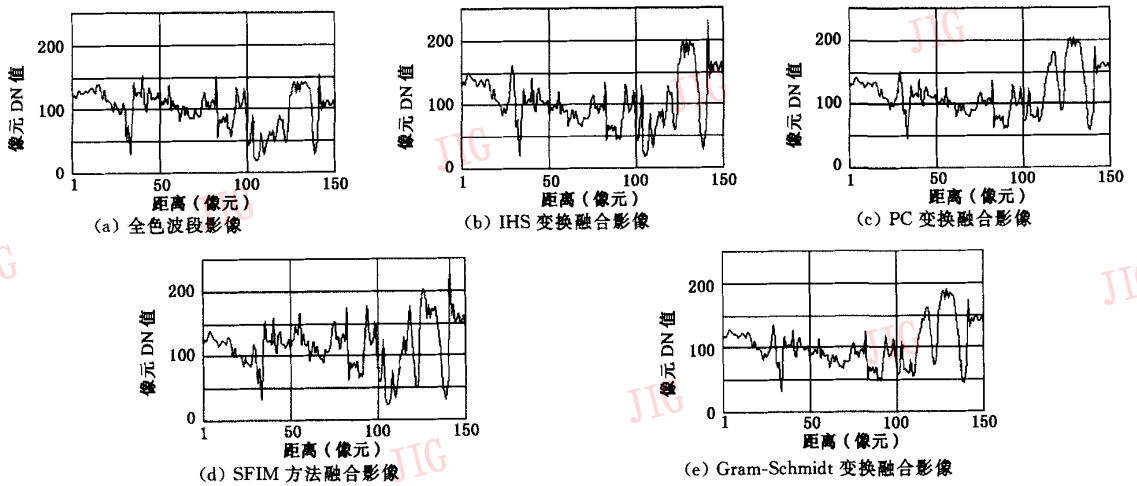


图 10 子区 2 空间剖面 DN 值变化曲线

### 4 结 论

本文首先详细介绍了 SFIM 和 Gram-Schmidt 变换两种影像高保真融合算法的原理、方法及优缺点,同时将它们与传统的 IHS 融合算法和 PC 方法进行了比较,并通过目视法,定量参数法和图形法对它们进行了定性和定量的评价。结果表明,SFIM 方法信息保真最好,不仅运算简单,且计算时间短,对于大数据量、大范围的影像融合很适用,但其融合影

像在边缘处空间频率变化较大,其对于不同光学或物理属性的影像则会产生错误。

虽然 Gram-Schmidt 方法光谱信息保真性也较好,且变换后同一地物光谱的波形没有发生变化,但存在部分不同地物的光谱相互关系发生变化的问题,且其计算时间比 SFIM 方法要长。

但是上述两种融合方法对光谱的保真性比 IHS 变换和 PC 变换都有了较大的提高。

本文提到的两种方法是基于像素级的融合,没有与基于空间频率融合的小波变换进行比较。

参 考 文 献

- 1 LIU J G. Smoothing filter-based intensity modulation: a spectral preserve image fusion technique for improving spatial details[J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(18): 3461~3472.
- 2 Carper W J, Lillesand T M, Kiefer R W. The use of intensity-hue-saturation transformations for merging spot panchromatic and multispectral image data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990, 52(10):1637~1646.
- 3 Chavez P S, Sides S C, Anderson J A. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: landsat tm and spot panchromatic[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1991, 57(3): 295~303.
- 4 Clayton D G. Gram-Schmidt orthogonalization [J]. Applied Statistics, 1971, 20(3):335~338.
- 5 北京大学数学系. 高等代数(第二版)[M]. 北京: 高等教育出版社, 1988.
- 6 Laben. Process for enhancing the spatial resolution of multispectral imagery using pan-sharpening [P]. US Patent: 6 011 875, Jan, 4, 2000.
- 7 王海晖, 彭嘉雄, 吴巍等. 多源遥感图像融合效果评价方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(25):33~37.
- 8 Research System Inc., Envi 4.0 Tutorials[R], Research System Inc., Boulder, Colorado, USA, 2003.
- 9 Luclen Wald, Thlerry Ranchln, Marc Mangollnl. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: assessing the quality of resulting images [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1997, 63(6):691~699.



**李存军** 1975年生, 2002年于西南林学院获遥感与地理信息系统专业硕士学位, 现为浙江大学博士研究生。主要研究方向为数字影像分析处理、遥感信息模型、作物品质遥感监测、遥感与地理信息系统应用。  
E-mail: licunjun@163.com



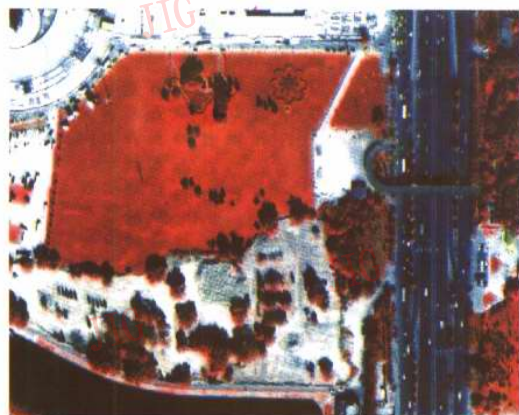
**刘良云** 1975年生, 国家农业信息化工程技术研究中心 3S 技术部主任, 副研究员。2000年于中国科学院西安光机所获博士学位, 2002年于中国科学院遥感所完成博士后研究。主要从事光学遥感技术研究。发表论文 20 余篇。



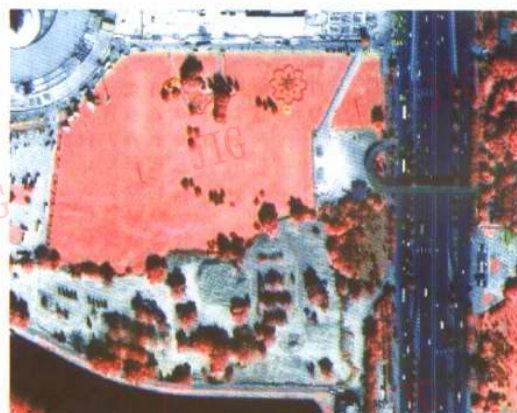
**王纪华** 1958年生, 研究员, 博士生导师, 国家农业信息化工程技术研究中心副主任。1995年于北京农业大学获博士学位。主要研究领域为作物品质遥感监测、高光谱遥感农业应用、3S 技术与农业专家系统集成。



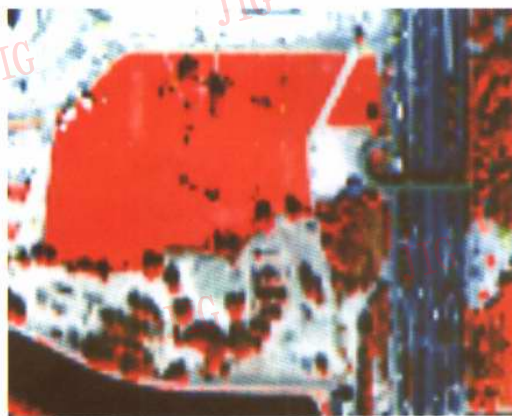
**王人潮** 1931年生, 浙江大学教授, 博士生导师, 浙江省农业遥感与信息技术重点实验室名誉主任。主要从事农业遥感与信息技术应用研究。



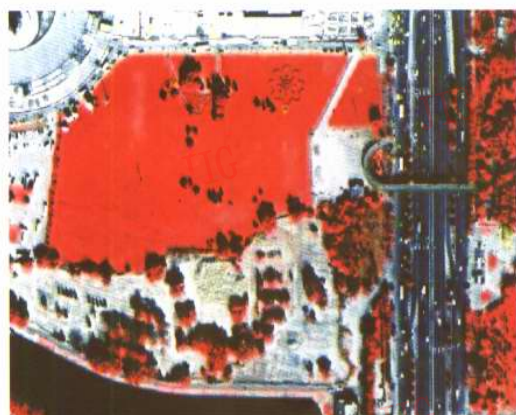
(a) IHS方法融合影像



(b) PC方法融合影像



(c) 原始影像



(d) SFIM方法融合影像



(e) Gram-Schmid方法融合影像

图1 子区1 IKONOS近红外、红、绿波段假彩色合成图像



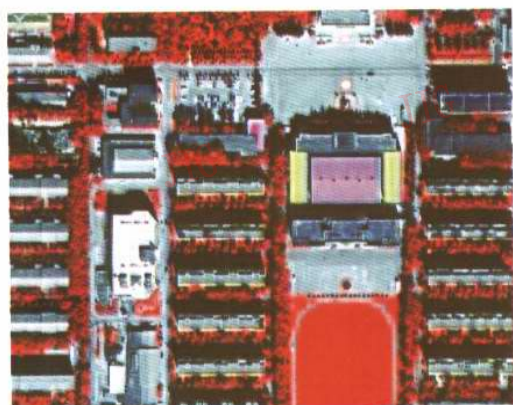
(a) IHS方法融合影像



(b) PC方法融合影像



(c) 原始影像



(d) SFIM方法融合影像



(e) Gram-Schmidt方法融合影像

图2 子区2 IKONOS近红外、红、绿波段假彩色合成图像