

文章编号: 1007-4619 (2005)02-0186-09

Landsat 7 ETM + 影像的融合和自动分类研究

徐涵秋

(福州大学 环境与资源学院, 福建 福州 350002)

摘要: 利用 SFIM、MLT、HPF 和修改的 Brovey (MB) 等遥感影像融合算法对 Landsat 7 ETM + 影像进行融合和自动分类研究, 并就融合影像的光谱保真度、高频空间信息融入度和分类精度对这些方法进行评价。结果表明 SFIM 变换几乎完全保持了原始影像的光谱特点, 并具有最高的平均分类精度; MB 变换具有最高的高频空间信息融入度; MLT 变换也具有较高的分类精度; 只有 HPF 变换的各项指标都不突出。所有 4 种融合影像的分类精度都较原始影像的分类精度有明显的提高。这表明, 源于同一传感器系统的不同分辨率影像的融合可以避免异源传感器融合影像所常见的各种参数、时相和配准误差, 所以能够明显地提高影像的自动分类精度。

关键词: 遥感影像融合; 自动分类; 算法评价

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引言

卫星遥感影像的融合一直是遥感影像处理的一个热门研究课题^[1-3]。但是长期以来, 遥感影像的融合主要用于增强目视解译, 而将其用于提高影像分类精度的研究仍不多, 有的研究结果并不理想^[4-7]。究其原因, 主要有三种: (1) 融合多基于不同卫星传感器影像的融合, 如 SPOT、SAR 和 Landsat 影像的融合。由于不同传感器之间各种参数和时相的差异, 以及不可避免的配准误差, 导致了融合影像分类效果的不理想; (2) 虽为同一传感器系统提供的不同空间分辨率的影像, 但由于其光谱分辨率不高, 而导致分类效果不佳。如 SPOT Pan 和 XS 影像虽然属于同一个卫星传感器系统, 但由于 XS 只有 3 个波段, 且有 2 个相关性很强, 所以融合后的影像由于光谱信息不丰富, 而导致自动分类效果不理想; (3) 因为融合算法或分类方法不合理而导致分类的失败。

上世纪末以来, 许多新型的卫星传感器相继升空。这其中有许多具有同时接收不同空间分辨率影像的能力。如 1999 年相继发射的 Landsat 7

ETM +、ASTER 和 MODIS 等新型或改进型传感器系统。Landsat 7 ETM + 对原来的 Landsat 5 TM 作了很大的改进, 增加了 1 个 15m 的 Pan 波段, 使其除了保持原有的多光谱优点以外, 还明显地提高了空间分辨率。ASTER 的 14 个波段具有 3 种不同的空间分辨率。而用于大区域监测的 MODIS 更是提供了多达 36 个波段、具有 3 种不同空间分辨率的影像产品。显然, 这些传感器系统除了提供较高的光谱分辨率以外, 还可以同时提供多种不同空间分辨率的影像, 避免了在影像融合中由于不同传感器和不同时相所造成的各种参数差异问题。由于源于同一传感器系统的不同分辨率影像无须配准即可直接融合, 从而又解决了影像融合中最棘手的配准问题。显然, 这些优点可以解决上述前两类原因给融合影像的自动分类所带来的困难。因此, 寻找合适的融合算法, 充分利用这些新型传感器多光谱和较高空间分辨率的优点进行融合影像的自动分类, 将是又一新的研究热点。鉴于 Landsat 7 ETM + 是目前广泛使用的卫星影像, 因此本文以其为例, 研究基于同一传感器系统的不同空间分辨率影像的融合及其自动分类技术。

收稿日期: 2003-08-20; 修订日期: 2003-12-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (40371107), 国家教育部高等学校骨干教师专项资金资助项目

作者简介: 徐涵秋(1955—), 男, 爱尔兰国立大学博士, 教授, 博士生导师。从事环境与资源遥感的教研工作, 发表了 30 多篇论文。

Email: fdy@public.fz.fj.cn

2 基本原理和方法

2.1 研究区及数据源

本研究先后用福州和龙海幅影像进行了试验。限于篇幅,本文仅介绍福州幅的试验结果。影像选用的是2000年5月4日ETM+影像,并从中切出福州城区东南部土地利用类型比较复杂的城乡结合部作为试验区,面积为30.2 km²。影像的融合和分类使用的是ER Mapper 6.1[®]软件。

2.2 主要融合算法

鉴于以光谱域(色彩)为主的融合算法近期已有较多学者涉及,所以,本文以空间域滤波变换(SFIM、HPF)和代数变换(MB、MLT)来作为影像融合的主要算法。

2.2.1 SFIM 变换

SFIM变换全称为Smoothing Filter-based Intensity Modulation(Liu 2000)^[3],即基于平滑滤波的亮度变换。该融合算法的公式如下:

$$B_{SFIM_i} = \sum_j \sum_k \frac{B_{low_{jk}} \times B_{high_{jk}}}{B_{mean_{jk}}}, \quad i = 1, \dots, 6 \quad (1)$$

其中 B_{SFIM} 为用该算法生成的融合影像; i 为波段值, j 和 k 分别为影像的行、列值; B_{low} 为低分辨率影像,在此代表ETM+的6个30m的多光谱波段; B_{high} 为高分辨率影像,即为ETM+Pan波段(15m); B_{mean} 为模拟低分辨率影像,它可以通过对Pan波段进行低通均值滤波来获得。本次研究采用 5×5 的均值滤波算子。

经过低通滤波处理的Pan波段(B_{mean})去掉了该波段的高频信息,但却保留了其低频光谱信息。这样,将经处理的模拟影像(B_{mean})再与高分辨率的Pan影像进行比值运算,两幅影像中的低频光谱和地形反差信息就可以相互抵消,仅保留了高分辨率影像的结构纹理信息,然后再将此高频信息融入到低分辨率影像中。因此,SFIM算法可被视为在低分辨率的影像中仅引入高分辨率影像的纹理特征的算法,所以它能够很好地保持原低分辨率影像的光谱特点^[3]。

2.2.2 HPF 变换

HPF(High-Pass Filter)法是由Schowengerdt(1980)^[8]提出的一种用于Landsat MSS影像的高通滤波融合算法,后经Chavez等(1991)^[1]推广应用

到TM与SPOT以及航空影像的融合上。其公式如下:

$$B_{HPF_i} = \sum_j \sum_k \frac{B_{low_{jk}} + FB_{high_{jk}}}{2}, \quad i = 1, \dots, 6 \quad (2)$$

式中: B_{HPF} 是经过HPF变换的融合影像, FB_{high} 是经过高通滤波处理过的高分辨率影像,卷积域可取 3×3 。结果除2可避免亮度值过分扩大。本次研究采用以下卷积算子:

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 14 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

该算法通过高通滤波来抑制高分辨率影像中的低频光谱信息和增强高频空间信息,经此处理过的高分辨率影像再和低分辨率影像相加融合,可增加其空间分辨率。

2.2.3 MB (Modified Brovey) 变换

Brovey变换是普遍使用的代数融合算法,它因Brovey的推广而得名。该算法将影像分解成颜色和亮度两大部分,通过比值运算将构成色彩的RGB组合中的每一个波段除以构成该组合的3个波段的总和来对数据进行正规化,以保持低分辨率影像的光谱特点,然后将比值结果(色彩)乘上高分辨率波段(亮度)以获得高频空间信息。由于它是基于增强目视效果的彩色变换^[9],所以原公式只涉及对参与构成RGB组合的3个波段进行融合。但是,由于影像分类需要有更多的光谱信息,从而需要对更多的波段进行融合,所以,本文基于该算法的原理,对原Brovey变换的公式作了进一步修改,使其能够对任意的波段进行融合,以提供更多的波段来参与分类研究。修改的算法可定义如下:

$$B_{MB_i} = \frac{\sum_j \sum_k 2 \times B_{low_{jk}} \times B_{high_{jk}}}{\sum_{l=1}^n \sum_j \sum_k B_{low_{jkl}}} \quad (3)$$

式中 B_{MB} 为融合影像。 n 为波段数,对于ETM+可取6(热红外波段除外)。分母代表对6个ETM+波段求和。由于它比原公式的3个波段多了1倍,因此将分子 $\times 2$ 以和原公式一致,并可避免融合后的影像亮度值偏小。

2.2.4 MLT 变换

MLT(Multiplication)是一种简单的乘法融合运算,它的融合影像反映了低分辨率和高分辨率影像的混合信息,其公式如下:

$$B_{MLT_i} = \sqrt{\sum_j \sum_k a \cdot B_{low_{jk}} \times b \cdot B_{high_{jk}}}, \quad i = 1, \dots, 6 \quad (4)$$

式中 B_{MLT} 为融合影像, 由于理论上两个波段相乘的亮度值可以达到 65025, 因此取高、低分辨率影像乘积的平方根可以避免出现过大的亮度值。实际应用中可根据需要对不同的波段进行归一化的加权处理, 对 a 、 b 取不同的权重值。为使结果具有代表性, 本文仍采用平权处理。

3 融合算法分项指标评价

利用以上 4 种算法对研究区的影像进行了融合处理, 分别获得各种算法的融合影像。以下将就光谱保真度、高分辨率信息的融入度和分类精度等三方面对这些融合影像进行分项定量评价。

3.1 光谱保真度

融合影像各个波段的光谱保真度可以通过计算它们的亮度均值与原始影像之间的偏离(均值差)来衡量(表 1)。通过由这些数据绘制的折线图(图 1)则可以直观地看出它们的变化趋势。对于单个波段的均值差可用以下公式计算^[1]:

$$DIF_i = \frac{1}{n} \sum_j \sum_k |B'_{ijk} - B_{ijk}| \quad (5)$$

其中 DIF 为均值差, B' 为融合影像, B 为原始影像, i 为波段数, j 和 k 分别为影像的行、列值, n 为整幅影像的像元数。

相关系数法也是一种常用的评价方法^[2, 10], 但是相关系数无法有效地判别融合影像之间微小的光谱差异。本例中 4 种算法生成的融合影像与原始影像的相关系数中有两个为 1, 另两个也大于 0.998, 因此, 很难用相关系数来判别它们之间的微小差距。另外, 该方法还无法综合判断整幅融合影像与原始影像之间的差异。因此, 引入均方根差 (root mean square error, $RMSE$) 以解决这一问题, $RMSE$ 可以灵敏地测出 n 维空间中两个测度向量的相似性, 其公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (B'_{mean_i} - B_{mean_i})^2}{n}} \quad (6)$$

其中 n 为波段数, B'_{mean_i} 为融合影像第 i 波段的均值, B_{mean_i} 为原始影像第 i 波段的均值。 $RMSE$ 值越小, 融合影像的光谱与原始影像光谱的偏离度就越小, 保真度就越高。

表 1 融合影像与原始影像各波段的亮度均值

Table 1 Mean of each band of original and fused images

	波段 1	均值差	波段 2	均值差	波段 3	均值差	波段 4	均值差	波段 5	均值差	波段 7	均值差	$RMSE$
原始影像	113.04	<u>9.00</u>	91.25	<u>12.87</u>	93.39	<u>17.96</u>	53.09	<u>12.84</u>	73.38	<u>24.61</u>	60.56	<u>22.34</u>	
$SFIM$	112.71	0.32	90.99	0.26	93.15	0.23	52.92	0.17	73.27	0.11	60.42	0.14	0.22
MLT	81.65	31.38	73.31	17.93	74.10	19.29	55.68	-2.58	65.16	8.22	58.95	1.60	17.10
HPF	77.30	35.73	66.41	24.84	67.47	25.92	47.34	5.75	57.46	15.92	51.04	9.51	22.15
MB	27.76	85.27	22.43	68.82	22.92	70.46	13.05	40.04	17.90	55.47	14.66	45.89	62.93

注: 原始影像在均值差一栏中的下划线数据是其各波段的标准偏差。

从表 1 和图 1 可以看出, $SFIM$ 法的均值与原始影像几乎完全一致, 其均值变化曲线与原始影像几乎吻合, $RMSE$ 值仅为 0.22, 说明 $SFIM$ 融合法几乎不对原始影像的光谱造成歪曲。而 MB 变换对光谱造成的歪曲最大(图 2(c)), 其 $RMSE$ 值高达 62.93。 MLT 和 HPF 法在 1—3 波段有明显的歪曲, 表现在其均值差都超过了原始影像的标准偏差。而在 4, 5, 7 波段则失真较小。由 7, 4, 5 波段组成的 RGB 假彩色影像也反映出其与原始影像的色调很接近(图 2)。总的看来, 除光谱特征不变的 $SFIM$ 融合影像外, 其它融合影像在 4, 5, 7 波段的光谱失真度都要明显小于可见光的 3 个波段(图 1)。

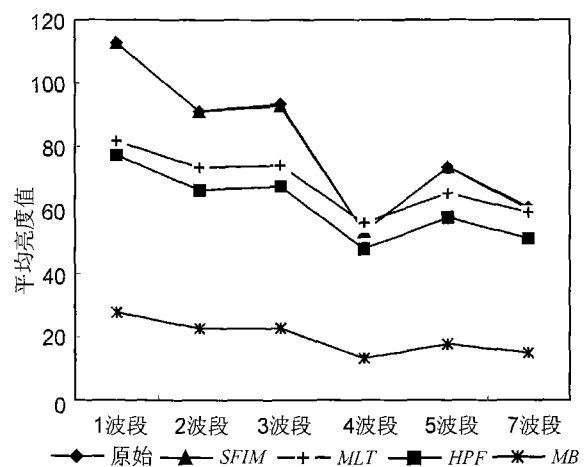


图 1 融合影像与原始影像的亮度均值对比图

Fig. 1 Signature of mean values of original and fused images

3.2 高分辨率影像信息的融入度

对于融合影像中的高分辨率纹理信息的融入度可通过求融合影像与高分辨率影像 (Pan) 之间的相关系数来予以判别^[10], 并可以用相关系数的平均值和 *RMSE* (公式 6) 来度量。相关系数的平均值越

大, *RMSE* 偏离度越小, 融入的高分辨率信息就越多。在求相关系数之前, 可对参与对比的各种影像的各个波段以及高分辨率 Pan 波段分别作小卷积域的 Laplacian 边缘增强滤波处理^[10], 然后将其进行对比 (表 2、图 3)。

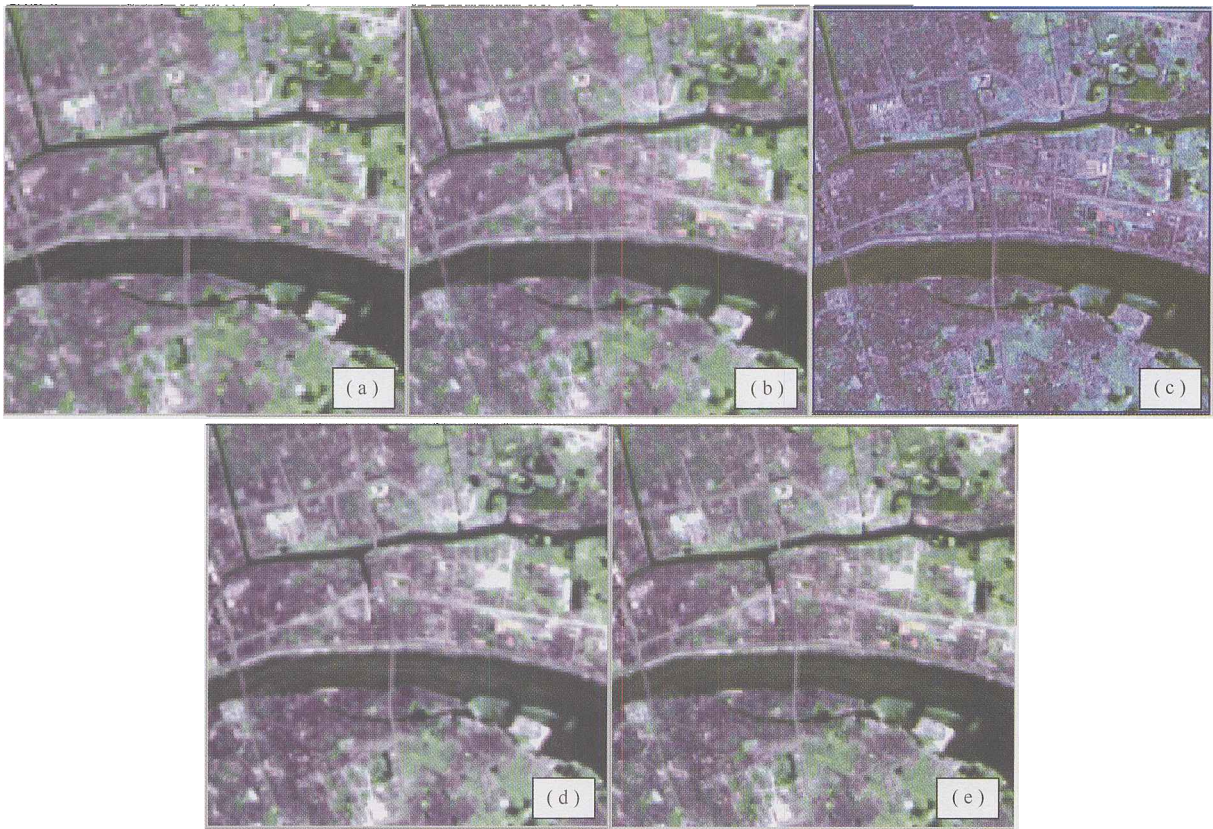


图 2 原始影像与融合影像的假彩色合成图 (RGB:745).
 (a) 原始影像; (b) *SFIM* 融合影像; (c) *MB* 融合影像; (d) *MLT* 融合影像;
 (e) *HPF* 融合影像 (*MB* 影像的光谱有明显失真, 但锐化更明显)

Fig. 2 False colour composite (RGB:745).

(a) original image; (b) *SFIM*-fused image; (c) *MB*-fused image; (d) *MLT*-fused image; (e) *HPF*-fused image
 (*MB*-fused image has obvious spectral distortion, built-up area showing darker brown colour, but the image looks crisper than others).

表 2 融合影像和原始影像各波段与 *Pan* 波段的相关系数
 Table 2 Correlation coefficients of fused and original images with *Pan* image

	1 波段	2 波段	3 波段	4 波段	5 波段	7 波段	平均值	<i>RMSE</i>
原始	0.549	0.630	0.602	0.710	0.707	0.622	0.637	0.361
<i>MB</i>	0.950	0.960	0.956	0.895	0.900	0.862	0.921	0.079
<i>SFIM</i>	0.951	0.934	0.898	0.880	0.804	0.751	0.870	0.126
<i>MLT</i>	0.958	0.936	0.899	0.877	0.785	0.739	0.866	0.131
<i>HPF</i>	0.909	0.902	0.850	0.903	0.768	0.767	0.850	0.148

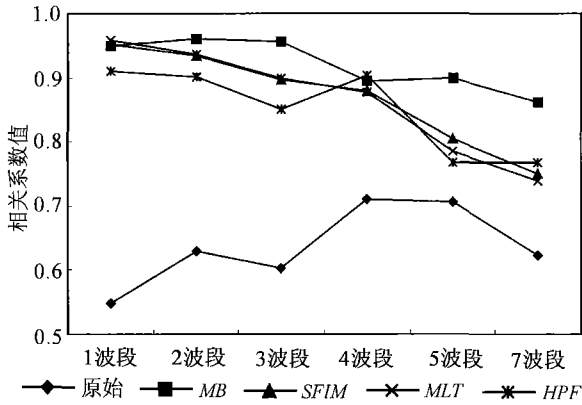


图 3 融合影像和原始影像各波段与全色影像的相关系数变化图
Fig. 3 Correlation of each band of original and fused images with Pan band

从图 2 和表 2 中可以看出,由于原始影像未和高分辨率影像进行融合,所以与它的相关程度最低,

平均值只有 0.637, RMSE 达 0.361。而融合影像与高分辨率影像的相关性较原始影像有了显著的提高,显然,这些融合影像都有效地融入了高分辨率影像的信息。其中又以 MB 影像的相关度最高, RMSE 只有 0.079。其后依次为 SFIM、MLT 和 HPF 影像(图 2)。

就单波段而言,2,3,5 和 7 波段相关系数最大的是 MB 影像,而 1,4 波段相关系数最强的则分别为 MLT 和 HPF 影像。

3.3 影像自动分类精度

研究区的土地利用类型可分为以下 6 种:(1)高密度建设用地;(2)低密度建设用地;(3)新开发用地;(4)植被(树);(5)水田/草地;(6)河流/水体。

为使分类结果更有代表性,本次分类采用目前使用最广、也是各大遥感商业软件都有提供的最大似然分类法。分类统一采用两种方案进行:(1)将

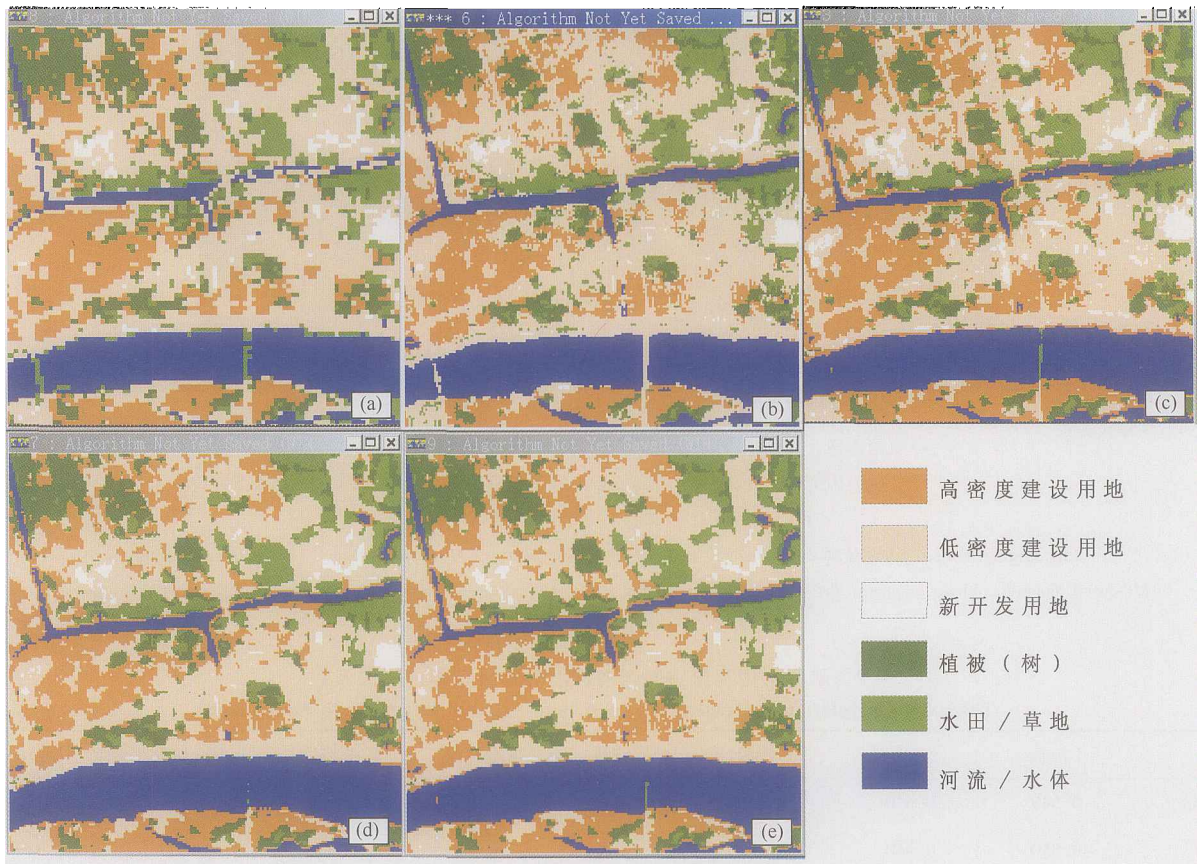


图 4 试验区影像分类图(部分).
(a) 原始影像分类图 (b) SFIM 融合影像分类图 (c) MB 融合影像分类图 (d) MLT 融合影像分类图 (e) HPF 融合影像分类图
Fig. 4 Classified images of the study area (portion), based on (a) original image, (b) SFIM-fused image, (c) MB-fused image, (d) MLT-fused image, and (e) HPF-fused image

各融合影像中除热红外波段之外的所有波段全部加入分类;(2) 选取各影像的最佳波段组合进行分类。为了使结果更客观,所有的影像都采用由原始影像生成的相同训练区模板进行分类。图4是用第二分类方案分出的部分试验区的土地利用分类图。

初步的目视判别就可以看出融合影像的分类优于原始影像的分类。由于未融入高分辨率影像,原始影像的分类结果表现出图斑边缘粗糙,锯齿明显,水体严重漏分,建成区街道难于辨认,河流边缘呈锯齿状。

而融合影像的误分现象减少,河道清晰,街道可辨,图斑边缘平滑,分类精度和空间分辨率都得以明显提高。

为了进一步验证分类精度,又对该区时相接近的 SPOT Pan 影像(1998-12-29)进行人工解译分类,并辅以福州市 1:1 万地形图和地面验证数据,形成了标准分类数据。各融合影像和原始影像的分类结果可利用 ER Mapper[®] 的验证功能与标准数据作逐个像元对比(而不是抽样对比)的高精度验证,并根据混淆矩阵计算出总精度和 Kappa 系数(表3)。

表3 原始影像、融合影像的分类精度表

Table 3 Accuracy of classified images derived from original and fused images

方案/波段组合	总精度/%	Kappa 系数	精度增加	Kappa 增加	与未融合影像比较	
					精度增减	Kappa 增减
原始影像 (30m)						
方案 1 (1—5, 7)	74.077	0.670				
方案 2 (1, 4, 5)	75.037	0.680	0.960	0.010		
SFIM 融合影像 (15m)						
方案 1 (1—5, 7)	79.808	0.740			5.73	0.07
方案 2 (3, 4, 5)	83.534	0.790	3.726	0.050	8.50	0.11
MB 融合影像 (15m)						
方案 1: (1—5, 7)	79.866	0.744			5.79	0.07
方案 2: (3, 4, 5)	80.282	0.752	0.416	0.008	5.24	0.07
MLT 融合影像 (15m)						
方案 1: (1—5, 7)	80.408	0.750			6.33	0.08
方案 2: (1, 4, 5)	82.091	0.771	1.683	0.021	7.05	0.09
HPF 融合影像 (15m)						
方案 1: (1—5, 7)	79.583	0.740			5.51	0.07
方案 2: (3, 4, 5)	81.283	0.763	1.700	0.023	6.25	0.08

分类结果表明,第一分类方案的分类精度较低。但是这一结果由于没有人为干预,所以是客观的。其中,未经融合的原影像的分类精度最低,只有 74.1%。而经过融合的原影像的分类精度都有了明显的提高,其中 MLT 融合影像的一次性分类精度最高,达到了 80.4%,比原影像提高了 6.3 个百分点。

为了进一步提高分类精度,对参与分类的各波段利用二维特征空间图进行筛选^[11],根据各地类的光谱特点选取其最佳的波段组合来进行第二方案的分类(图5,表3)。据此作出的影像分类精度较第一次分类又有了进一步的提高(表3)。但原影像的分类精度只提高了 0.96 个百分点。而融合影像

中则以 SFIM 影像提高最明显,达到了 3.7 个百分点。总的看来 SFIM 融合影像的分类精度最高(83.5%),比原影像的精度提高了 8.5 个百分点,Kappa 系数提高了 0.11,然后依次为 MLT,HPF 和 MB 影像。

总的看来,第一种将所有波段都加入分类的方案因未受人为干预而可以更客观地评价各类融合影像的分类结果。而第二种分类方案的结果则可以证明经过简单处理,融合影像又可以进一步提高分类精度。由表3可以看出,所有融合影像的分类精度都明显好于原影像,说明利用以上算法生成的融合影像进行自动分类,确实能提高影像的自动分类

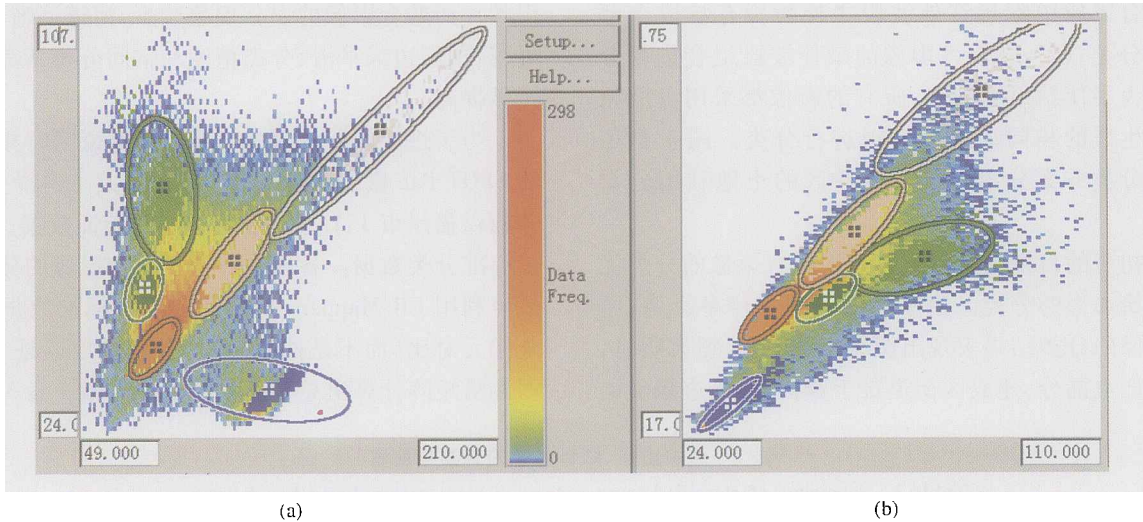


图 5 由 3 波段和 4 波段 (a) 以及 4 波段和 5 波段 (b) 组成的特征空间显示了 6 个土地利用类别的可分程度 (以 SFIM 影像为例)

Fig. 5 Scattergram showing the 6 land use classes are well separated when using band combinations of bands 3 and 4 (a) and bands 4 and 5 (b), taking the SFIM-fused image as an example.

精度。因为通过融合,在多光谱影像的 1 个 30m 分辨率的像元中,融入了 Pan 波段的 4 个 15m 分辨率的像元,引入了更多的光谱和纹理信息,真正起到了亚像元分解作用,并使分辨率由 30m 提高到了 15m,提高了地物的可辨度,从而提高了影像的分类精度。

4 融合算法的综合评价及讨论

4.1 综合评价

综合以上研究结果,将各评价指标结果列入表 4,最后以综合得分对各种融合方法作进一步评价。每种融合算法的综合得分 G 由以下公式算出:

$$G = 1 - [(P_a + P_b + 0.7P_c + 0.3P_d) - G_{min}] / (G_{max} - G_{min}) \quad (7)$$

式中: P_a, P_b, P_c, P_d 分别代表某种融合方法在表 4 中的各项评价指标的排序值(在本例中的值为 1—4)。如 MLT 融合法在光谱保真度指标的排序为 2,则其 P_a 值为 2,其余类推。分类精度合为 1 个指标,由于第二分类方案因其波段的人为选择而使结果的客观性逊于第一分类方案,所以仅赋予权重 0.3,而第一方案权重为 0.7。 G_{min} 为最小值,在本例中为 3.0 (即 $G_{min} = 1 + 1 + 0.7(1) + 0.3(1)$), G_{max} 为最大值,在本例中为 12 (即 $G_{max} = 4 + 4 + 0.7(4) + 0.3(4)$)。G 值越大,融合方法的综合效果越好。通过计算可知:SFIM 变换的融合效果最好,然后为 MLT, MB 和 HPF 变换。

表 4 基于各评价指标的融合算法综合排名表

Table 4 Ranking of the fusion algorithms based on the evaluation indices

排序(P)	光谱保真度(a)	高频信息融入度(b)	分类精度-1(c)	分类精度-2(d)	综合得分(G)
1	SFIM	MB	MLT	SFIM	SFIM(0.73)
2	MLT	SFIM	MB	MLT	MLT(0.63)
3	HPF	MLT	SFIM	HPF	MB(0.48)
4	MB	HPF	HPF	MB	HPF(0.14)

4.2 算法比较与讨论

光谱保真度 融合影像光谱保真的基本原理就

是要尽量使高分辨率影像中的低频光谱信息不被带入到融合影像中,以保持原始多光谱影像的光谱特征。而在所研究的 4 种融合算法中,只有 SFIM 法

通过将高分辨率 *Pan* 影像与其均值影像作比值运算,做到了这一点。而其它3种算法中的高分辨率 *Pan* 影像或未经处理(*MLT*, *MB*)或只是简单的处理(*HPF*)就融入到低分辨率的多光谱影像中,因此其融合影像中混有 *Pan* 影像的全部或部分光谱特征,从而造成了原始影像的光谱失真。

高频空间信息融入度 *MB* 法最高,其它3种方法差距不大。从表2和图3可以看出每一融合影像在1—4波段的相关系数一般都比较低。但除了 *MB* 影像外,其它影像随着波长的增加,其相关系数锐减。这是因为1—4波段的波长范围和高分辨率 *Pan* 波段相似,而5,7波段却与其有显著的差异引起的。但是, *MB* 融合影像中的5,7波段是和所有的波段(1—5,7波段)经正规化形成的(公式(3)),其融合的光谱信息中混有1—4波段的信息,因此和 *Pan* 波段仍有比较强的相关度,其相关系数明显高于其它算法,从而获得了最大的高频信息融入度,影像的纹理明显清晰于其它算法的影像(图2(c))。

分类精度 由于 *SFIM* 变换的光谱保真度最好,所以其第二分类方案的精度明显高于其它几种算法。但值得注意的是其第一分类方案的精度却没有因为其最高的光谱保真度而名列前茅,其原因可能为:(1)边界模糊现象和明显低于 *MB* 法的高频纹理信息融入度。Liu^[2]和本次研究都发现该融合方法会造成边界模糊,而边界的模糊显然会影响分类的精度;(2)和数据的冗余有关。由于第一方案是将所有6个多光谱波段都加入分类,数据之间的高相关性必然导致数据的冗余,从而抵消了其高光谱保真度的优点,造成了分类精度的降低。反观光谱保真度最差的 *MB* 变换,其第一方案的分类精度却较高,这显然与其最高的高频空间信息融入度有关。在同样存在光谱数据冗余的情况下,比较细腻的高频纹理信息显然有助于提高分类精度。所以,融合影像的分类精度不仅受到了光谱保真度的影响,而且还和空间信息融入度有关。传统的过分强调光谱保真性的看法显然有失偏颇。*MLT* 变换具有次高的光谱保真度、融合影像无边界模糊现象等优点,因此也有较好的分类精度。*HPF* 方法的光谱保真度不突出,高频信息融入度最低,导致了其综合排名位居末席的地位。

通过以上分析,大致可以知道上述4种算法各自的特点。可以根据具体的应用目的,选用合适的融合方法。对于ETM+的分类研究可选用 *SFIM* 法或 *MLT* 法,对于目视效果的增强可用 *MB* 和 *SFIM*

法。*MB* 法具有最大的高频信息融入度(锐度),但要注意选用光谱失真小的波段进行组合以取得好的目视效果。对于指标得分不高的 *HPF* 算法,也可以选用合适的波段组合来得到较好的效果。例如用其融合影像的7,4,5波段来作 *RGB* 假彩色合成图,就会使其光谱的失真变得最小,而高频信息融入度却总体上要高于相同波段组合的 *SFIM* 和 *MLT* 法(表2)。因此,了解每种融合算法的优缺点,掌握各个波段光谱保真度和高频信息融入度的特点,就能充分发挥各种算法的作用。

5 结 论

利用 Landsat-7 ETM + 融合影像进行自动分类可以明显提高分类精度,因为利用同源传感器的融合影像来进行分类,可以避免异源传感器影像融合所存在的参数、时相和配准差异等一系列严重导致分类精度下降的问题。由于它还具有将原始多光谱分类影像的分辨率从30m提高到15m的优点,所以可以在各类制图应用中大大提高其比例尺精度。

融合影像的分类精度不但受到光谱保真度的影响,而且也受到高频空间信息融入度的一定影响。因此在选择用于分类的融合算法时,要综合考虑这两个因素。

SFIM 和 *MLT* 法可用于 *ETM* + 影像的融合以增强分类精度和目视效果,而 *MB* 和 *HPF* 的分类效果相对较差。*SFIM* 法具有最高的光谱保真度,而 *MB* 法具有最高的高频信息融入度。

参 考 文 献 (References)

- [1] Chavez P S Jr, Slides S C, Anderson J A. Comparison of Three Different Methods to Merge Multiresolution Data: Landsat TM and SPOT Panchromatic [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1991, 57(3): 295—303.
- [2] Pohl C, Gendren J L van. Multisensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(5): 823—854.
- [3] Liu J G. Evaluation of Landsat-7 ETM + Panchromatic Band for Image Fusion with Multispectral Bands [J]. *Natural Resources Research*, 2000, 9(4): 269—276.
- [4] Smara Y, Belhandj-Aissa A, and Sansal B. Multisources ERS-1 and Optical Data for Vegetal Cover Assessment and Monitoring in a Semi-arid Region of Algeria [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(18): 3551—3568.
- [5] Musa M K A, Hussin Y A. Multi-data Fusion for Sustainable Forest Management: A Case Study from Northern Part of Selang-

- or, Malaysia [J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, **33**(B7): 71—80.
- [6] Zhao Y S, Li J W. A Study on Land Use Classification Using ETM + [J]. *Remote Sensing Information*, 2001, (2): 39—42. [赵有松, 李京伟. ETM + 影像用于土地利用自动分类的实验研究[J]. 遥感信息, 2001, (2): 39—42.]
- [7] Chen D C, Zhou H B, Chen Z Y, *et al.* Study on Fusion Algorithms of TM and SPOT images [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2001, **16**(2): 110—115. [陈德超, 周海波, 陈中原等. TM 与 SPOT 影像融合算法比较研究[J]. 遥感技术与应用, 2001, **16**(2): 110—115.]
- [8] Schowengerdt R A. Reconstruction of Multispatial, Multispectral Image Data Using Spatial Frequency Content [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1980, **46**(10): 1325—1334.
- [9] Gillespie A R, Kahle A B, Walker R E. Color Enhancement of Highly Correlated Images-II: Channel ratio and “Chromaticity” Transformation Techniques [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1987, **22**(3): 343—365.
- [10] Bretschneider T, Kao O. Image Fusion in Remote Sensing [A]. Proceedings of the 1st Online Symposium of Electronic Engineers, 2000, 1—8, <http://www.ntu.edu.sg/home/astimo>.
- [11] Xu H Q. An Assessment of Land Use Changes in Fuqing County of China Using Remote Sensing Technology [J]. *Chinese Geographical Sciences*, 2002, **12**(2): 126—135.

Study on Data Fusion and Classification of Landsat 7 ETM + Imagery

XU Han-qiu

(College of Environment and Resources, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

Abstract: Fusion of images with different spatial resolution can improve visualization of the images involved. This study tries to show that the fusion of the images from the same sensor system can also improve classification accuracy of the images. Four image fusion algorithms have been employed in the study of data fusion and classification of Landsat 7 ETM + imagery, taking southeastern part of Fuzhou City as the study area. These are the Smoothing Filter-Based Intensity Modulation (*SFIM*), Modified Brovey (*MB*) Transform, Multiplication (*MLT*) Transform, and High-Pass Filter (*HPF*) Transform. The effectiveness of the four fusion algorithms has been evaluated based on spectral fidelity, high spatial frequency information gain, and classification accuracy. The study reveals that the *SFIM* transform is the best method in retaining spectral information of original image, which does not cause spectral distortion, and achieving the highest classification accuracy. *MB*-fused image has highest spatial frequency information gain but significantly loses spectral properties of the original image. The study shows all four fusion algorithms used can significantly improve the classification accuracy of the fused imagery. Therefore, fused images from the same sensor system can be used for improving not only visual interpretation but also classification accuracy due to free of the seasonal difference, various solar illumination and other environmental condition differences, and co-registration errors, which are common to the fusion using images from different sensor systems.

Key words: remotely sensed data fusion; image classification; algorithm evaluation