

# 多源影像融合与分割的协同方法

陈荣元<sup>1,2</sup>, 郑 晨<sup>3</sup>, 申立智<sup>1</sup>, 李广琼<sup>1</sup>, 谭利娜<sup>1</sup>

(1. 湖南商学院计算机与信息工程学院, 湖南长沙 410205; 2. 国防科学技术大学计算机学院, 湖南长沙 410073;  
3. 河南大学数学与信息科学学院, 河南开封 475000)

**摘 要:** 针对现有影像融合与分割方法之间缺乏协同的问题, 借鉴数据同化系统能够协同其模型算子和观测算子, 并且能够自适应地优化其本身的思想, 提出一个多源影像融合与分割的协同框架. 在该框架下, 以基于对比度金字塔变换和基于非下采样的 Contourlet 变换的两种融合方法分别模拟模型算子和观测算子, 以评价分割效果的概率随机系数为目标函数, 以带交叉算子的粒子群算法作为数据同化系统的优化算法. 该框架可根据融合结果影像来调整分割算法的参数, 利用分割结果来指导融合结果的优化, 从而使得影像融合与分割协同工作. 二组实验验证了该框架的有效性.

**关键词:** 影像分割; 影像融合; 粒子群优化算法; 数据同化

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)10-1994-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.10.017

## Cooperation between Fusion and Segmentation for Multisource Image

CHEN Rong-yuan<sup>1,2</sup>, ZHENG Chen<sup>3</sup>, SHEN Li-Zhi<sup>1</sup>, LI Guang-Qiong<sup>1</sup>, TAN Li-Na<sup>1</sup>

(1. School of computer and Information Engineering, Hunan University of Commerce, Changsha, Hunan 410205, China;

2. School of Computer, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan, 410073, China;

3. School of Mathematics and Information Sciences, Henan University, Kaifeng, Henan, 475000, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that lack of coordination between image fusion and segmentation methods. A cooperation framework for multisource remote sensing images fusion and segmentation was proposed in view of the advantage that data assimilation system can integrate its model operator and observation operator, and it can be optimized itself. Under this framework, two fusion methods based on contrast Pyramid transform and nonsubsampling contourlet transform were used as model operator and observation operator, the objective function was composed of probabilistic rand index to evaluate segmentation effect and particle swarm optimization with crossover operator was employed. The framework can adaptively adjust the parameters of segmentation algorithm according to fused images, and can use the segmentation results to guide the optimization of fused images, so as to make image fusion and image segmentation cooperate with each other. Two groups of experiments validate the effectiveness of the framework.

**Key words:** image segmentation; image fusion; particle swarm optimization algorithm; data assimilation

## 1 引言

融合和分割都有助于解译精度的提高,前者可减少多源影像数据中的冗余与矛盾,后者有助于信息的提取;在影像处理中,两者往往是前后相连的两个步骤,但是现有的研究常把两者割舍开.融合方法不顾及后续分割方法的特点和要求,融合结果不易根据分割方法的特点进行优化.分割结果一般也不被用来指导制定融合规

则,以获得更适合于分割方法的融合结果影像.

影像融合通过对多源信息整合可减少原影像数据中的冗余和矛盾,提高信息提取的精确性和可靠性<sup>[1]</sup>.现有像素级融合方法可大致分为以下几类:

(1) 基于色彩空间变换的方法,该类方法的代表是 IHS 变换、Lab 变换、YUV 变换、YIQ 变换等.这类方法先把多光谱影像从一个色彩空间变换到另一个色彩空间,再在新空间中用高空间分辨率的影像替换低空间分辨

率影像的某个成分,再把新影像变换到原色彩空间中来获得融合结果影像<sup>[2-4]</sup>. 该类方法的主要缺点是光谱畸变比较明显,虽然相继出现了通过对多光谱影像某个分量进行修正来减少融合影像光谱畸变的方法,如通过光谱调整来减小融合过程中所产生的光谱畸变的方法,基于分辨率退化模型和 IHS 变换的融合方法,广义 IHS 变换方法等,但并没有完全解决光谱畸变问题. (2) 基于统计的方法,如主成分分析和独立分量分析等. 这类方法首先对现有的波段进行统计变换,然后在变换域中对波段进行代替和整合,最后通过逆变换实现影像的融合<sup>[3,5,6]</sup>. 该类方法融合结果往往具有较高的空间分辨率,但光谱畸变比较严重,变换过程往往需要求解复杂的协方差矩阵,计算复杂度高. (3) 基于多尺度分析的方法,如金字塔变换、小波变换、Contourlet 变换、Curvelet 变换、非下采样 Contourlet 变换 (Nonsampled contourlet transform, NSCT) 等. 这类方法先对所有源影像进行多尺度分解,再在各层上按一定的融合规则对分解所得的系数进行融合,最后再进行重构获得融合影像<sup>[4,7]</sup>. 该类方法具有较好的光谱保持性,但空间信息保持性能一般,分解层数也不易确定. (4) 还有些研究人员利用脉冲耦合神经网络、双模态神经网络、多层感知器神经网络、经验模态分解、马尔可夫随机场方法来对影像进行像素级融合<sup>[8,9]</sup>.

上述融合方法大都需要事先确定融合规则,通过若干定量指标,如相关系数、平均梯度、空间频率、结构相似性和交叉熵等来评价融合结果. 然而,融合结果作为信息处理的数据源,定量指标与后续分割结果的关系却鲜有考虑. 另一方面,融合结果影像也不能根据分割方法的特点进行优化,难以实现信息提取过程中的融合和分割过程的协同.

影像分割是实现目标信息自动化提取与智能识别的关键步骤,通过分割提取出感兴趣的特定区域,是在影像上进行地物目标自动提取的第一步. 尽管两者在信息提取过程中具有很大的相关性,但现有的分割方法与融合方法之间很少有信息反馈. 虽然有些研究者先利用分割来获得某些信息,再利用这些信息来帮助融合. 例如,李晖晖等<sup>[10]</sup>先根据空间特性把待融合的各源影像分割成不同的区域,再根据具体应用目的对各个区域采用相应的融合规则; Saha 等<sup>[11]</sup>根据边缘信息把各源影像分割成多个区域,并选取那些边缘信息丰富的区域作为融合结果对应的区域,其它部分则利用递归 K 均值分割和比较各源影像对应区域来选取相应的区域. 这种基于分割的融合侧重于融合影像的视觉效果,也是以定量评价指标衡量融合结果的优劣,很少顾及后续处理(如分割)的特点.

总之,现有的影像融合与分割之间缺乏协同,融合

方法很少考虑针对融合影像的分割等后续处理与应用环节的需要,融合方法也不易根据分割方法的特点来融合结果影像进行优化,分割结果也不被用来指导调整融合方法的参数.

影像融合一般可看成是两(多)幅影像的综合,融合结果影像是源影像互相向对方靠拢的结果,这正是王跃山<sup>[12]</sup>所介绍的第三种数据同化方式. 我们采用传统融合方法来模拟数据同化系统的模型算子和观测算子,以分割定量评价指标为目标函数,借鉴数据同化系统能够自适应地优化其本身的思想,将融合与分割协同,通过提高两者之间的耦合度,一方面优化融合结果影像,使得融合结果影像更适合于分割算法,另一方面根据融合结果调整分割算法的参数,从而获得更好的分割结果,融合和分割的协同,最终是以获得更理想的分割效果为目的. 最后通过二组实验证明了该框架的有效性.

## 2 融合与分割的协同框架组成

许多研究者往往将融合算法和分割算法分别加以研究,而在影像处理过程中,有时为了更有效地使用影像,需要对融合之后的结果进行分割,为此我们尝试把融合和分割作为一个整体来研究. 基本流程是:首先采用多种融合方法对多源影像进行融合,然后对各融合结果影像进行分割,再计算各分割结果的定量指标,并把定量评价分割的指标作为优化目标函数,根据目标函数值来优化先前的融合结果,最后分割优化后的融合结果影像,如此循环,直至满足预先设定的终止条件. 由上述融合与分割协同的描述,可见协同框架主要由融合算法、分割算法和优化算法组成,下面介绍所用的融合和分割算法.

### 2.1 融合算法

本文采用粒子群算法作为协同框架的优化算法,该算法常因缺乏种群多样性而出现“早熟”现象. 采用具有互补性的两种融合方法:基于对比度金字塔变换和基于 NSCT 的两种融合方法,并选取多组参数来对多源影像进行融合以期获得多样的融合结果影像,这些影像一起构成粒子群优化方法的初始种群,从而增加初始种群的多样性.

两种融合方法的基本过程如下:

基于对比度金字塔变换的融合方法<sup>[13,14]</sup>:

(1) 对源影像进行精确的几何配准;

(2) 对每一源影像分别进行对比度塔形分解,建立各影像的对比度金字塔;

(3) 对影像金字塔的各分解层分别进行融合处理,低频部分则采用多光谱影像的低频分量,对高频带部分采用绝对值取大算子,得到融合后影像的对比度金

字塔;

(4)对融合后的对比度金字塔进行逆塔形变换,得到的重构影像即为融合影像。

非下采样的 Contourlet 变换的融合方法<sup>[15,16]</sup>:

(1)分别对多光谱影像的各个波段和全色影像做非下采样的 Contourlet 变换,从而获得多分辨率、多方向上的低频和高频分量系数;

(2)对于高频的 Contourlet 分量系数,选取全色和多光谱影像所对应的两个系数中绝对值大的那个作为融合结果的高频系数;

(3)对于低频的 Contourlet 分量系数,将全色和多光谱影像所对应的两个系数进行加权求和作为融合结果的低频系数;

(4)进行逆 Contourlet 变换获取结果影像。

## 2.2 基于分类贡献度的特征加权最邻近分割算法

在遥感影像分割中,不同波段的光谱特征对最终分类的贡献是不同的,若将所有波段光谱特征简单归一化到相同数值范围内,往往会扭曲特征对分类的贡献.文献[17]根据特征的方差越小,对应的分类能力越强的理论,利用样本方差的倒数来度量特征对分类的贡献,根据分类贡献率对所有特征进行加权,以期达到强化分类能力强的特征,弱化分类能力差的特征.基于类似思想,本文采用的监督分割方法的训练和分类过程如下:

记类别数为  $T$ ,类别  $j$  有  $N_j$  个训练样本 ( $j = 1 \cdots T$ ),特征维数为  $M$ .

1)首先对特征各维分量进行相同的归一化;

2)根据训练样本计算每类特征的均值向量:  $\bar{X}_j = [\bar{x}_{j,1} \cdots \bar{x}_{j,M}]$ ,其中  $\bar{x}_{j,k}$  为第  $j$  类特征向量的第  $k$  维分量的均值;

3)计算每类特征的方差向量:  $S_j^2 = [s_{j,1}^2 \cdots s_{j,M}^2]$ ,其中  $s_{j,k}^2$  为第  $j$  类特征向量的第  $k$  维分量的训练样本的特征方差,其定义为  $s_{j,t}^2 = \frac{1}{N_j - 1} \sum_{i=1}^{N_j} (x_{j,t,i} - \bar{x}_{j,t})^2$ ;

4)计算各个类别的分类贡献度向量:  $W_j = [\omega_{j,1}, \cdots, \omega_{j,M}]$ ,其中  $\omega_{j,m} = \log(A/s_{j,m})$ ,  $\omega_{j,m}$  为特征向量的第  $m$  维分量对第  $j$  类类别分类的贡献率,  $A$  为贡献调解参数;

5)计算每类的加权特征向量:  $X_{j,i}^{\alpha} = [x_{j,i,1}^{\alpha} \cdots x_{j,i,M}^{\alpha}]$ ,其中  $x_{j,i,m}^{\alpha} = x_{j,i,m} \omega_{j,m}$ ;

6)计算加权后的各个类别的聚类中心:  $X_j^{clu} = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} X_{j,i}^{\alpha}$ ;

7)重复 1) - 6),获得各特征向量对所有类别的分

类贡献率向量,及各个类别的中心。

8)计算每个像素与各个类别加权中心的距离,将其归于最小距离所对应的类别,像素  $i$  所属类别  $T$  为:  $T = \arg(\min_j (dist(X_{j,i}^{\alpha}, X_j^{clu}))$ 。

上述 1) - 7)步骤为训练过程,8)为分割过程。

## 3 融合与分割的协同算法

### 3.1 算法描述

本文的总体思想是利用分割结果来指导多种融合算法的综合,从而优化融合结果影像,根据待分割影像调整分割算法的参数,进而改善分割效果,提高影像融合与影像分割之间的耦合度,其流程如图 1 所示:

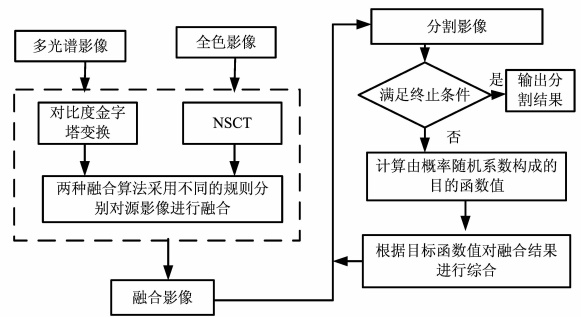


图1 算法流程图

算法基本步骤如下:

(1)利用对比度金字塔变换和基于 NSCT 的两种方法对多源影像分别进行融合.前者在融合过程中可突出和增强人类视觉敏感影像的对比度信息,后者可以有效提取源影像中的方向和细节信息,两者具有互补性.两种不同特点的融合方法分别模拟了模型算子和观测算子,体现了两个算子之间的差异。

(2)将利用两种融合算法所得到的结果影像和原多光谱影像分别与原全色影像构成 4 波段的影像。

(3)粒子群算法的初始化:将(2)中所得到的每幅 4 波段影像作为粒子群算法中的一个粒子,全部影像构成粒子群的初始种群,并将像素值作为影像(粒子)在搜索空间中的位置;模型算子和观测算子分别用来强化影像的对比度信息和方向与细节信息,两种算子(融合方法)不同的特点,有助于获得多样性的融合影像,这些影像一起构成了粒子群算法的多样性初始种群。

利用随机数生成各粒子的初始速度;

(4)根据公式(1)和(2)分别更新每个粒子的速度和位置<sup>[18]</sup>。

$$v_{id}(t+1) = wv(t) + c_1 \text{rand}(\cdot)(p_{id} - z_{id}(t)) + c_2 \text{rand}(\cdot)(p_{gd} - z_{id}(t)) \quad (1)$$

$$z_{id}(t+1) = z_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (2)$$

其中,  $v_{id}(t+1)$  表示第  $i$  个粒子在  $t+1$  次迭代中第  $d$

维上的速度,  $c_1$  和  $c_2$  是加速常数,  $rand(\cdot)$  为  $0 \sim 1$  之间的随机数,  $p_i$  为第  $i$  个粒子自己经历过的最好位置,  $p_g$  为整个粒子群经历过的最好位置, 即目前搜索到的最优解。

(5) 计算每个粒子的适应度值: 利用 2.2 节所描述的基于分类贡献度的特征加权最邻近分割算法对每个粒子(影像)进行分割, 分割每幅影像时都重新计算加权特征向量, 统计各粒子(影像)分割结果的概率随机系数, 并将其作为粒子的适应度值。

(6) 对于每个粒子, 如果它当前的适应度值比它经历过的最好位置  $p_i$  的适应度值还好, 则把它当前的位置赋给  $p_i$ 。

(7) 对于每个粒子, 比较它的适应度值和群体经历过的最好位置  $p_g$  的适应度值, 如果更好就更新  $p_g$ 。

(8) 根据适应度值对各粒子进行排序, 对排在后面的那部分粒子进行随机配对, 给每对父代粒子随机确定交叉位置, 交叉产生子代粒子, 并用新产生的粒子取代相应的父代粒子。

(9) 重复(3)~(8)直接满足迭代终止条件(连续  $K$  次迭代, 结果没有得到改善; 或达到了最大迭代次数)。

### 3.2 算法时间复杂度分析

设类别数为  $T$ , 类别  $j$  有  $N_j$  个训练样本 ( $j=1 \cdots T$ ), 总训练样本数为  $N$ , 特征维数为  $M$ . 则基于分类贡献度的特征加权最邻近分割算法的时间复杂度为:

计算类别  $j$  的特征均值向量需要  $(N_j - 1) \times M$  个加运算、 $M$  个除运算, 计算所有类别特征的特征均值向量共需要  $(N - T) \times M$  个加运算、 $M \times T$  个除运算; 计算类别  $j$  的特征方差向量需要  $N_j \times M$  个乘运算、 $(N_j - 1) \times M$  个减运算、 $(N_j + 1) \times M$  个除运算, 计算所有类别的特征方差向量共需要  $N \times M$  个乘运算、 $(N - T) \times M$  个加运算、 $(N + T) \times M$  个减运算、 $M \times T$  个除运算; 计算所有类别的分类贡献度向量共需要  $M \times T$  个除运算和对数运算; 计算类别  $j$  的加权特征向量需要  $N_j \times M$  个乘运算, 计算所有类别的加权特征向量共需要  $N \times M$  个乘运算; 计算加权后的类别  $j$  的聚类中心需要  $(N_j - 1) \times M$  个加运算、 $M$  个除运算, 计算加权后的所有类别的聚类中心共需要  $(N - T) \times M$  个加运算、 $M \times T$  个除运算。

综上所述, 每次估计聚类中心共需要  $3(N - T) \times M$  个加运算、 $(N + T) \times M$  个减运算、 $2N \times M$  个乘运算、 $4M \times T$  个除运算和  $M \times T$  个对数运算. 如果把加、减、乘、除和对数运算都看成一个单位运算, 估计聚类中心的计算量为  $6M \times N + 3M \times T$ . 一般  $T \ll N$ , 故时间复杂度可记为  $O(M \times N)$ , 即为参与训练数据量的线性阶。

协同算法复杂度为粒子群算法最多迭代次数  $L$ 、粒

子种群中粒子数目  $G$  和基于分类贡献度的特征加权最邻近分割算法的时间复杂度的三者之积. 由于  $L$  和  $G$  都是不太大的常数, 所以整个协同算法的复杂度为参与运算数据量的线性阶。

## 4 实验与分析

为验证本文算法的有效性, 对合成的遥感纹理影像和真实的遥感影像进行了融合和分割, 采用合成纹理影像是为了便于定量评价分割精度。

### 4.1 合成纹理影像分割实验

图 2(a) 是一幅大小  $256 \times 256$ , 由树木、建筑、水体和灌木组成的合成的纹理遥感影像, 训练数据和测试数据的具体属性如表 1 所示:

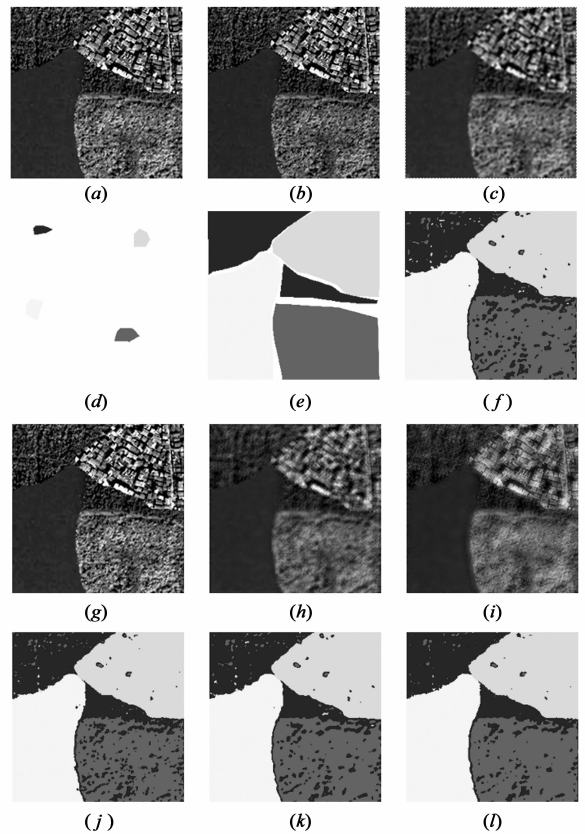


图2 纹理影像((a) 高分辨率多光谱影像; (b) 仿真全色影像; (c) 仿真多光谱影像; (d) 训练数据; (e) 测试数据; (f) 仿真影像分割结果; (g) 金字塔融合影像; (h) NSCT融合影像; (i) 协同融合影像; (j) 金字塔融合影像的分割; (k) NSCT融合影像的分割; (l) 协同融合影像的分割)

其中树木和灌木的颜色与纹理都比较相似, 较难分割. (b) 是由 Matlab 中函数 `rgb2gray` 对 (a) 进行灰度化操作的结果, (c) 是由 Matlab 中函数 `imfilter` 对 (a) 进行降低

分辨率操作后的结果,把(b)和(c)作为一对全色影像和多光谱影像,并对其进行分割。

表 1 纹理影像属性

类号	类名	标记颜色	训练样本数	测试样本数
1	树木	■	260	11716
2	建筑	□	481	15372
3	水体	■	536	17123
4	灌木	■	541	16637

从图 2 可看出:金字塔融合方法比 NSCT 方法具有更好的纹理(空间分辨率)的保持性,两种融合方法都能提高分割效果,这表明合适的融合方法可以在一定程度上减少多源影像数据之间的矛盾.协同的融合结果和 NSCT 方法的结果总体上比较相似,但两者在建筑区域部分差别较大,协同的融合结果的建筑区域更接近于金字塔变换方法融合结果中的建筑区域,与此相对应,对于建筑区域部位,协同融合影像也接近金字塔融合影像的分割效果.相对于其它三种方案,协同方案提高了分割正确率,降低了将树木误分成建筑、将建筑误分成灌木、将灌木误分成树木的比例.对于合成遥感影像,各种方案分割结果的概率随机系数如表 2 所示:

表 2 各方法应用于纹理影像的概率随机系数

	原多源影像	金字塔	NSCT	协同
训练区域	0.9632	0.9710	0.9706	0.9929
整体影像	0.9473	0.9516	0.9508	0.9655

从表 2 可看出:在概率随机系数指标上,对于训练区域,协同方案比基于金字塔变换和 NSCT 两种融合方案提高了 2 个多百分点,相比原多源影像,更是提高了近 3 个百分点.对于整体影像,情况类似。

#### 4.2 遥感影像分割实验

如图 3(a)和(b)所示实验数据分别是由快鸟(Quick Bird)卫星拍摄的全色和多光谱影像,空间分辨率分别为 0.61m 和 2.44m,训练数据和测试数据的具体信息如表 3 所示:

表 3 遥感影像属性

类号	类名	标记颜色	训练样本数	测试样本数
1	裸地	■	2836	18087
2	水田	□	1112	5576
3	农作物	■	1986	8756
4	树、灌木	□	1504	9202

影像大小为  $468 \times 448$ ,主要包含四种地物,其中裸地、水田和树(灌木)颜色比较相似,四种地物在影像中所对应的纹理差别不明显,较难分割。

从图 3 可看出:金字塔变换和 NSCT 两种融合方法

都有助于改善分割效果,其中基于金字塔变换的融合方法相比基于 NSCT 融合方法,可以更好的突出影像的对比信息,从而更有利于改善分割的效果,这类类似于前二组的实验结果.协同方法,综合了金字塔变换强化对度比信息和 NSCT 突出方向和细节信息两者的优点,改善分割结果效果的能力更胜一筹.各种方案分割结果的概率随机系数如表 4 所示:

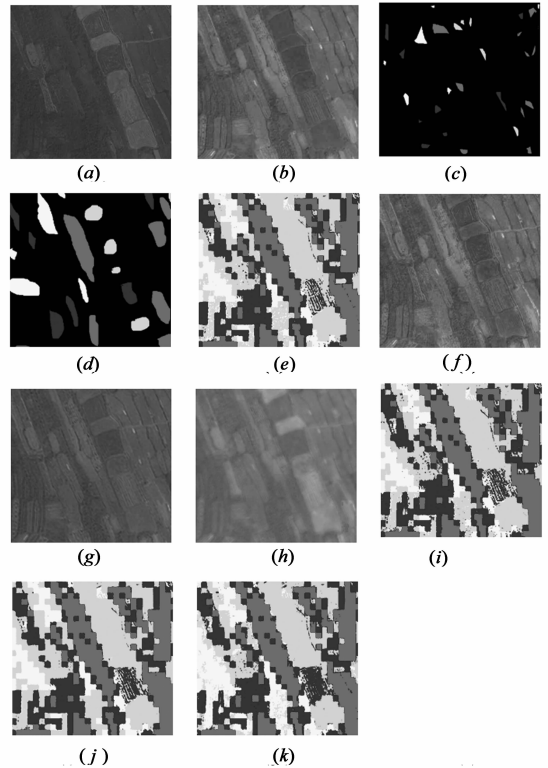


图 3 遥感影像((a)全色影像;(b)多光谱影像;(c)训练数据;(d)测试数据;(e)原影像分割结果;(f)金字塔融合影像;(g) NSCT 融合影像;(h)协同融合影像;(i)金字塔融合影像的分割;(j) NSCT 融合影像的分割;(k)协同融合影像的分割)

表 4 各方法应用于遥感影像时的概率随机系数

	原多源影像	金字塔	NSCT	协同
训练区域	0.8532	0.8640	0.8637	0.8790
整体影像	0.8356	0.8415	0.8387	0.8569

从表 4 可看出:两种融合都有助于改善分割效果,协同方法相比两种融合方法,更有助于分割效果的改善.在概率随机系数指标上,对于训练区域和测试区域,相比原多源影像,协同方法提高了 2 个多百分点。

#### 5 结论与展望

本文将评价后续处理分割效果的概率随机系数作

为目标函数,并借鉴气象领域中数据同化的思想来综合多个融合方法的优势,使融合结果向更有利于后续分割方法的方向优化.把影像融合与分割作为一个整体加以研究,使得融合与分割协同工作,从而在一定程度上提高自动解译影像的能力.

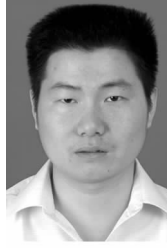
合适的目标函数有助于提高融合和分割的耦合度,因此目标函数的构造是本文方法的一个难点和重点.如何在机理上和实验上分析融合方法中的目标函数与分割结果之间的关系,并基于此关系设计分割与融合的协同方法,是下一步的研究的重点.

## 参考文献

- [1] 田养军,薛春纪,马智民,曹建农.曲波变换的高光谱遥感图像融合方法在土地利用调查中的应用[J].遥感学报,2009,13(2):313-319.  
TIAN Yang-jun, XUE Chun-ji, MA Zhi-min, CAO Jian-nong. Image fusion algorithm of the hyperspectral remote sensing applying to the survey of land utilization based on a curvature wave transformation[J]. Journal of Remote Sensing, 2009, 13(2): 313-319 (in Chinese)
- [2] S. Hailiang, F. Min. Multi-focus Color Image Fusion Based on SWT and IHS[C]. In: Conference Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. 2007.2:461-465.
- [3] M. González-Audifcana, J. L. Saleta, R. G. Catalán, R. García. Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(6): 1291-1299.
- [4] S. A. Valizadeh, H. Ghassemian. Remote Sensing Image Fusion Using Combining IHS and Curvelet Transform. 2012 Sixth International Symposium on Telecommunications. Tehran Iran: IEEE Conference Publications, 2012: 1184-1189.
- [5] Z. Xingwang, L. Xiangui. Pixel level image fusion scheme based on accumulated gradient and PCA transform[C]. In: Conference 2008 9th International Conference on Computer-Aided Industrial Design and Conceptual Design. 2008: 594-598.
- [6] N. Cvejic, D. Bull, N. Canagarajah. Region-Based Multimodal Image Fusion Using ICA Bases[J]. IEEE Sensors Journal, 2007, 7(5): 743-751.
- [7] 江铁,朱桂斌,孙奥.基于金字塔变换的多曝光图像融合[J].计算机技术与发展,2013,23(1):95-98.  
JIANG Tie, ZHU Gui-bin, SUN Ao. Multi-exposure Image Fusion Based on Pyramid transformation[J]. Computer Technology and Development, 2013, 23(1): 95-98 (in Chinese)
- [8] C. Yao, K. Lei. Multi-sensor Image Fusion Algorithm Based on NSCT and PCNN[C]. In: Conference 2010 International Conference on Computational Aspects of Social Networks Taiyuan, China 2010: 105-108
- [9] 蒋卫国,陈云浩,李京,崔保山.一种基于 Contourlet 域隐马尔可夫树模型的遥感影像融合方法[J].红外与毫米波学报,2008,27(4):285-289.  
DENG Lei, JIANG Wei-Guo, CHEN Yun-Hao, LI Jing, CUI Bao-Shan. Remote Sensing Image Fusion Method Based On Contourlet-Domain Hidden Markov Tree Model[J]. J. Infrared Millin. Waves, 2008, 27(4): 285-289 (in Chinese)
- [10] 李晖晖,郭雷,刘航.基于区域分割的遥感图像融合方法[J].光子学报,2005,34(12):1901-1905.  
Li Huihui, Guo Lei, Liu Hang. A Region-based Remote Sensing Image Fusion Method[J]. ACTA PHOTONICA SINICA, 2005, 34(12): 1901-1905. (in Chinese)
- [11] K. Saha, P. Shah, S. N. Merchant, U. B. Desai. A novel multi-focus image fusion algorithm using edge information and K-mean segmentation[C]. In: Conference th International Conference on Information, Communications and Signal Processing. 2009: 1-5.
- [12] 王跃山.数据同化——它的缘起、含义和主要方法[J].海洋预报,1999,16(1):11-20.  
Wang Yao-Shan. Data assimilation-its cause, its meaning and main procedures. Marine Forecasts, 1999. 16(1): 11-20 (in Chinese)
- [13] 金海燕,刘芳,焦李成.基于多尺度对比度塔和方向滤波器组的图像融合[J].电子学报,2007,35(7):1295-1300.  
JIN Hai-yan, LIU Fang, JIAO Li-cheng. A Method of Image Fusion Based on Multiscale Contrast Pyramid and Directional Filter Banks[J]. ACTA ELECTRONICA SINICA, 2007, 35(7): 1295-1300 (in Chinese)
- [14] 王文波,李合龙,张晓东.联合非降采样金字塔与经验模态分解的遥感图像融合算法[J].哈尔滨工程大学学报,2012,33(11):1394-1398.  
WANG Wenbo, LI Helong, ZHANG Xiaodong. Fusion algorithm of remote sensing images based on nonsubsampling pyramid and empirical mode decomposition[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2012, 33(11): 1394-1398. (in Chinese)
- [15] 金星,李晖晖,时丕丽.非下采样 Contourlet 变换与脉冲耦合神经网络相结合的 SAR 与多光谱图像融合[J].中国图象图形学报,2012,(09):1188-1195.  
Jin Xing, Li Huihui, Shi Pili. SAR and multispectral image fusion algorithm based on pulse coupled neural networks and non-subsampling Contourlet transform [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, (09): 1188-1195. (in Chinese)
- [16] Y. Xiao-Hui, J. Li-Cheng. Fusion Algorithm for Remote Sensing Images Based on Nonsubsampling Contourlet Transform [J]. ACTA AUTOMATICA SINICA, 2008, 34(3): 274-281.

- [17] 王雷光,刘国英,梅天灿,秦前清.一种光谱与纹理特征加权的高分辨率遥感纹理分割算法[J].光学学报,2009,29(11):3010-3017.  
Wang Leiguang, Liu Guoying, Mei Tiancan, Qin Qianqing. A Segmentation Algorithm for High-Resolution Remote Sensing Texture Based on Spectral and Texture Information Weighting [J]. ACTA OPTICA SINICA, 2009, 29(11): 3010 - 3017. (in Chinese)
- [18] 崔志华.微粒群算法的性能分析与优化[D].西安交通大学,西安,2008.  
Cui Zhihua. Performance Analysis and Optimization for Particle Swarm Optimization [D]. Xi'an Jiaotong University, Xi'an, 2008. (in Chinese)
- [19] M. M. Dunder, D. Landgrebe. Toward An Optimal Analysis of Hyperspectral Data. PhD Thesis and School of Electrical & Computer Engineering Technical Report TR-ECE 03 - 07 May 2003.

## 作者简介



**陈荣元** 男,1976年6月生,江苏兴化人,2010年于武汉大学获得博士学位,计算机学会高级会员,现为湖南商学院高级实验师、国防科学技术大学计算机学院博士后,主要研究方向为图像处理和数据挖掘。

E-mail: chenrongyuan@126.com.



**申立智(通信作者)** 男,1983年6月生,湖南邵东人,2011年于长沙理工大学获得硕士学位,主要研究方向为图像处理和数据挖掘。

E-mail: slzlx1983@163.com