

基于视觉复杂度的自适应尺度遥感影像分割

黄志坚^{*①②} 黎湘^① 徐帆江^②

^①(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

^②(中国科学院软件研究所 北京 100190)

摘要: 遥感影像中的对象尺度差异巨大, 任何单一尺度的分割很难产生令人满意的结果。该文认为可以根据场景的视觉复杂程度选择合适的分割尺度, 并据此提出一种自适应尺度的分割算法。根据 Watson 视觉模型计算场景复杂度, 用以调节统计区域合并(SRM)算法的分割尺度。此外, 该文还将 SRM 改进为动态合并方式, 并扩展到多波段的遥感影像。实验结果表明, 该文提出的自适应尺度分割算法, 比单一尺度下的分割精度更高。

关键词: 图像处理; 自适应尺度分割; 统计区域合并; 多尺度分割; 遥感影像; 区域生长

中图分类号: TP753

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)08-1786-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00191

An Adaptive Scale Segmentation for Remote Sensing Image Based-on Visual Complexity

Huang Zhi-jian^{①②} Li Xiang^① Xu Fan-jiang^②

^①(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

^②(Institute of Software, Chinese Academic Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: In remote sensing image, there is significant difference between the scales of different objects, so any single-scale segmentation can barely produce satisfying result. This paper argues that appropriate segmentation scale can be selected according to the visual complexity of scene. Based on the Watson visual model, a method is proposed to calculate the complexity used for adapting the scale of the Statistical Region Merging (SRM). In addition, the SRM is improved with dynamic merging mode and extended to multi-band image. The experiments demonstrate that the performance of the proposed adaptive scale segmentation is better than any single-scale segmentation.

Key words: Image processing; Adaptive scale segmentation; Statistical Region Merging (SRM); Multi-scale segmentation; Remote sensing image; Region growing

1 引言

图像分割是将图像划分成互不重叠的均质区域的过程, 是进入图像分析、模式识别和自动图像解译等较高级视觉任务的必要步骤和基础, 其性能直接决定着最终结果的好坏。到目前为止, 研究者已经提出了一千多种分割算法。大致可以分为基于全局(Globe-Based, GB)的方法和基于局部(Local-Based, LB)的方法。基于全局的方法比较经典的有 Normalized-Cut^[1], Efficient Graph-Based Method^[2], Ratio-Cut^[3], Mean-shift 方法^[4]。基于局部的方法有分水岭方法^[5], 以及基于区域生长技术的 FENA^[6, 7], SRM^[8, 9]等。

然而, 并不是所有的分割算法都适用于遥感影像分割。遥感影像有一个显著特点, 不同场景中的对象尺度差异很大, 例如乡村场景中的主要对象

——绿地的尺度远远大于城市场景中的房屋、道路等目标。因此单一尺度的分割很难产生令人满意的结果。

针对该问题, 传统的解决思路是多尺度分割。多尺度分割可以获得同一影像在不同尺度下的分割结果, 以供用户根据具体需求选择合适的结果。如 Zhang 等人^[10]基于小波域提出一种 SAR 影像的多尺度分割; Liu 等人^[11]利用分水岭方法做初始分割, 提出一种多尺度分割算法; Chen 等人^[12]利用多尺度边缘信息对影像进行分割; 文献[13]则将非线性尺度空间的概念应用于多尺度分割。多尺度分割为进一步的影像分析提供了原材料, 而将尺度选择的任务交给了后续用户^[14, 15]。

本文提出了另一种解决办法, 即自适应尺度选择。该方法基于这样一个事实, 场景越复杂, 同样大小的影像包含的对象则越多, 单个对象的尺度越小。例如, 在乡村等简单场景, 单幅影像中的对象较少, 可能只有绿地、水体, 或者加上少量房屋、

道路等对象；而在城镇等复杂场景，除绿地之外，还有各种人造对象，包括房屋、道路、交通工具等。同类人造对象又表现为具有各种颜色、形状、纹理等特征的独立对象，而单个对象的尺度相对于植被、水体等目标来说尺度要小得多。本文的基本思路是根据场景的复杂程度选择合适的分割尺度，对简单的场景选择较大的尺度，对复杂场景选择较小的尺度。本文的贡献可以总结如下：

(1) 基于 Watson 视觉模型，提出了一种估计场景复杂度的方法，并以此为先验信息，自适应地为分割算法选择合适的尺度。

(2) 对统计区域合并算法 (Statistical Region Merging, SRM)^[8,9]进行了改进。一方面，采用动态的区域合并方式，以减少原算法中的过合并现象；另一方面拓展 SRM 到多波段，使其能够充分利用遥感影像的多光谱信息。

(3) 针对遥感影像目标提取任务中关心的建筑、道路目标，构建了测试影像库，并用于分割精度评价。

对测试影像库中的所有影像进行分割，计算分割精度，并统计在整个影像库上的分割性能。实验结果表明，本文提出的自适应尺度分割算法，比单一尺度下的分割精度更高。

2 基于视觉模型的复杂度计算

Watson 视觉模型^[6]是一个经典的视觉感知综合模型，同时考虑了人眼的频率敏感度、亮度遮蔽和对对比度遮蔽。其中，频率敏感度表示人眼对离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 系数的不同频率的视觉容忍程度。人眼对图像的敏感度会受到图像亮度的影响，亮度会对视觉产生一定的掩蔽效应。例如，当图像区域平均亮度较大时，DCT 系数即使有较大的改动也不会被察觉。对比度掩蔽是指能量引起该频率变化的可见性降低。根据 Watson 视觉模型，得到综合考虑了亮度遮蔽和对对比度遮蔽的视觉敏感度表 $s(i, j)$ ，表示人眼对频率 (i, j) 的视觉容忍程度。

钱思进等人^[17]根据 Watson 视觉模型，将影像复杂度定义为：影像所有相邻图块之间可感知的频率变化。影像内容越丰富 (或者说信息量越大)，相邻图块之间的频率变化越大，可被人眼视觉感知的差异越大，影像也就越复杂。

基于 Watson 视觉模型，本文提出了一种图像复杂度的计算方法。首先，将影像分块，并分别进行 DCT 变换，每个影像块对应一个 DCT 矩阵。设第 (n, m) 个 DCT 矩阵中频率 (i, j) 的系数为 $D_{n,m}(i,$

$j)$ ，如果相邻 DCT 矩阵对应的频率系数差大于敏感度系数，则认为该频率的变换可以被人眼感知，否则不造成视觉影响，即

$$F(i, j) = \begin{cases} F(i, j) + 1, & |D_{n,m}(i, j) - D_{n+k, m+l}(i, j)| > s(i, j) \\ F(i, j), & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

其中 $F(i, j)$ 表示在频率 (i, j) 上累积的可感知的变化的数目， k, l 分别取值 $0, -1, 1$ 。这样得到的是相邻 DCT 块同频率系数的改变。将这些可感知的次数累加起来，就描述了相邻图块之间图像的可感知变化。这里把系数对应的感知度变化称为系数复杂度。将所有系数的复杂度求和，并除以 DCT 块个数，作为图像的复杂度。

根据上述复杂度计算方法，计算合成图像和部分真实影像的复杂度。影像及其对应的复杂度如图 1 所示，其中图 1(a) 与图 1(b) 为合成图像，图 1(c) - 图 1(f) 为分辨率为 0.61 m 的遥感影像。从实验中可以看出，本文定义的复杂度基本能够反映出影像的复杂程度。

3 改进的 SRM

SRM 采用一种简单高效的统计模型，迅速捕获图像的主要结构成分，并能排除噪声干扰，处理阻塞情况，实现多尺度分割^[18]，是一种非常优秀的分割算法。本文在 SRM 的基础上进行了改进和拓展。

3.1 统计区域合并

假设 I 是含有 $|I|$ 个像素的影像，每个像素包含 (R, G, B) 3 个值，每个值都属于集合 $\{0, 1, 2, \dots, g\}$ ，实际上对于 8 位的影像来说 g 通常取值 255。因此每个值都可以用 Q 个独立随机变量描述，每个变量的取值范围都在 $[0, g/Q]$ 。 I 是未知真实场景 I^* 的一个观测。在 I^* 中，每个统计区域代表一个真实对象，因此统计区域应该满足如下的均质属性：

(1) 在任何统计区域内部，给定任意颜色波段 $\in \{R, G, B\}$ ，其统计像素在该波段内都应该具有一样的数学期望值；

(2) 而在它的任一相邻统计区域间应该至少有一个波段内的数学期望值与其不一样。

根据上述均质属性，导出合并判决 (merging predicate) 准则如下：

$$P(R, R') = \begin{cases} 1, & \forall a \in \{R, G, B\}, \\ & |\bar{R}_a - \bar{R}'_a| \leq \sqrt{b^2(R) + b^2(R')} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

其中 \bar{R}_a 代表波段 a 的区域 R 的平均观测值， $\mathfrak{R}_{|R|}$ 表示像素为 $|R|$ 的区域的集合，而

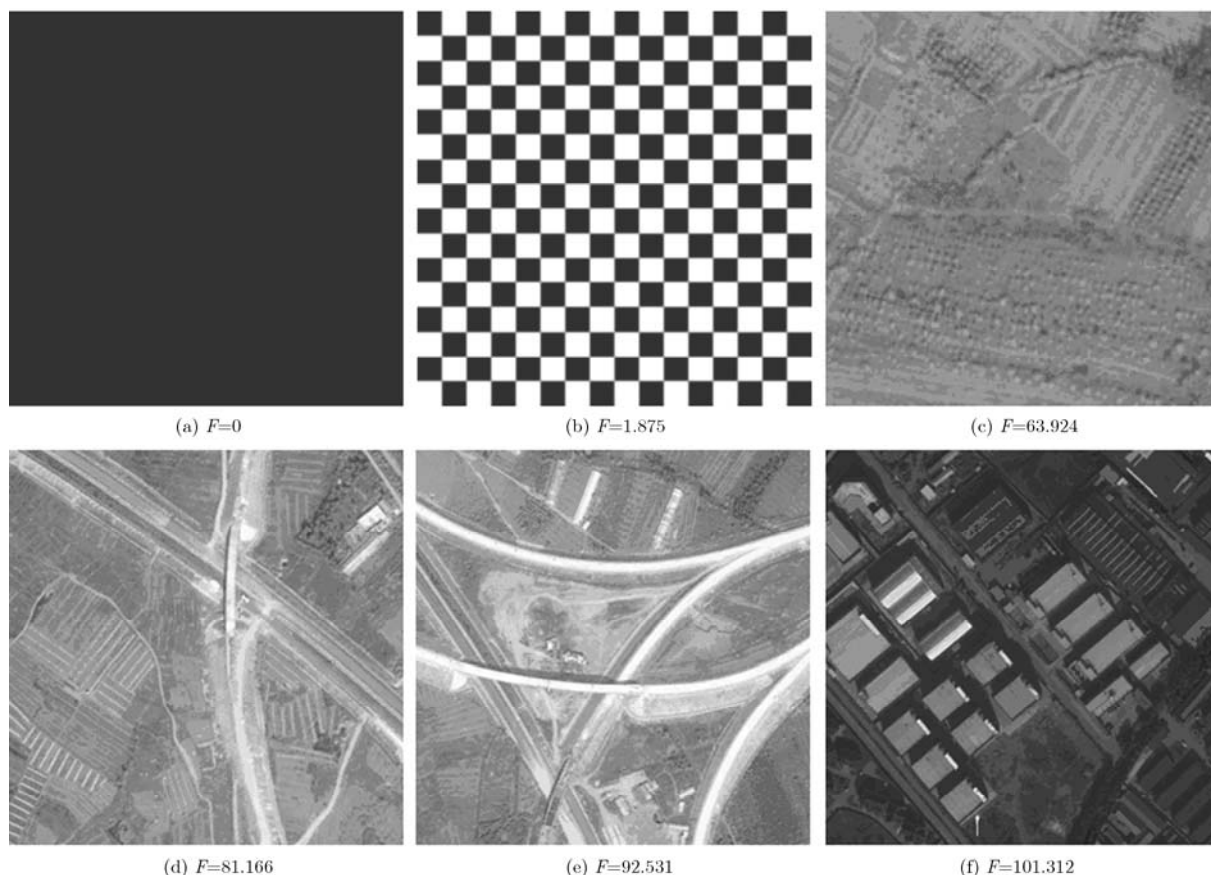


图 1 影像及其复杂度((a)-(b)为合成图像, (c)-(f)为分辨率为 0.61 m 的遥感影像)

$$b(R) = g \sqrt{\frac{1}{2Q|R|} \left| \ln \frac{|\mathfrak{R}_{|R|}|}{\delta} \right|} \quad (3)$$

参数 Q 代表真实场景 I^* 的统计复杂度, 通过调节 Q 可以获得不同粒度的分割结果, 因此参数 Q 实际上是一个尺度参数, 其设定方法将在第 4 节中进一步讨论。

在文献[8,9]中, 仅采用了简单链接权重函数:

$$f(p, p') = \max_{a \in \{R, G, B\}} |p'_a - p_a| \quad (4)$$

其中 p_a 与 p'_a 代表波段内的一对相邻像素的灰度值。

在 4 连通域中, 共有 $N < 2|I|$ 对相邻像素对。算法一开始就为每对像素对建立链接, 链接的权重为用式(4)计算的值。文献[8,9]采用 Radix 排序算法对所有链接进行升序排列, 依次遍历所有像素对, 如果满足式(2)则合并。整个过程保证了像素间差异最小的像素对先合并。

3.2 动态 SRM

SRM 从统计模型的角度很好地解决了合并准则的问题, 但是在测试顺序方面存在着缺陷。一方面 SRM 的链接函数仅仅表达了像素对之间的差异; 另一方面, SRM 的排序是一个静态排序, 在分割开始前就确定了, 在分割的过程中也不再调整。这

仅能保证每次都是最相似的像素对先合并, 而不是最相似的区域先合并。在模糊边界或者对象之间的过渡带上, 尽管区域差异较大, 但像素对间差异很小, 有可能误将两个对象合并, 即过度合并。模糊边界和过渡带在遥感影像中较为常见, 因此将 SRM 引入遥感影像分割时效果并不理想。为此, 本文提出了动态排序的策略进行区域合并, 强调最相似的区域先合并, 即 DSRM。

首先, 重新定义链接权重函数如下:

$$f(p, p') = \max_{a \in \{R, G, B\}; p \in R_a, p' \in R'_a} \left| \bar{R}'_a - \bar{R}_a \right| \quad (5)$$

其中 R_a 和 R'_a 分别为像素和所属的区域, 表示区域的灰度均值。

动态区域合并的过程如下:

(1) 据式(4)计算链接权重, 并按升序排序, 构成像素对列表。注意, 此时每个像素都是一个区域;

(2) 遍历像素对。对于像素对 (p, p') , 按照式(5)计算得到新的链接权重 $f_n(p, p')$ 。如果 $f_n(p, p') \leq f(p, p')$, 则按式(2)进行合并判断, 并将该像素对从列表中删除; 否则, 用 $f_n(p, p')$ 更新链接权重, 并重排序。

DSRM 采用桶排序算法管理像素对的合并顺

序。跟传统桶排序算法不同的是 DSRM 的桶并非桶内元素数目一致，而是桶内元素具有相同的灰度值。因为桶内元素没有大小之分，故无需桶内排序，将桶依次串起来即是像素对的顺序。一旦某像素对的链接权重更新，将其插入到该权重值对应的桶的末尾即可完成重排序，操作复杂度为 $O(1)$ 。通常 DSRM 选用的桶数等于灰度级数，即 256。

3.3 多波段 SRM

上文中提出的 SRM 仅适用于灰度和彩色影像，而遥感影像很多都是多波段的。为了充分利用各个波段的信息，将 DSRM 扩展到多波段是十分必要的，而且必然会提高分割的性能。

假设影像有 n 个波段，即 $\{B_1, B_2, \dots, B_n\}$ ，扩展后的合并判决如下：

$$P(R, R') = \begin{cases} 1, & \forall a \in \{B_1, B_2, \dots, B_n\}, \\ & \left| \bar{R}'_a - \bar{R}_a \right| \leq \sqrt{b^2(R) + b^2(R')} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

扩展后的链接权重函数为

$$f(p, p') = \max_{a \in \{B_1, B_2, \dots, B_n\}; p \in R_a, p' \in R'_a} \left| \bar{R}'_a - \bar{R}_a \right| \quad (7)$$

SRM 改进前后的分割结果如图 2 所示。第 1 行为初始影像，其中轮廓线是手动标绘的地面真实目标的轮廓线(本文仅标绘其中的道路和建筑物，用于分割性能评价)。第 2 行，第 3 行分别为 SRM 改进前后的分割结果。第 1 列左边的一段道路由于其灰度、颜色与背景十分相似，而且其右侧边缘模糊，SRM 算法未能将其很好地分割出来。而改进后的 SRM 能够将不清晰的道路段较好地与背景区分。第 2 列中，改进后的 SRM 更好地获得了灰暗房屋的轮廓(如左上角)和大部分的道路。第 3 列与第 4 列中，改进的 SRM 也呈现出了更高的分割精度。

总之，SRM 存在着较多的过度合并现象，改进的 SRM 减少了过度合并，从而能够获得更高的分割精度。

4 自适应尺度影像分割

单一的分割尺度很难在所有影像中获得好的分割结果，因此根据具体影像的复杂程度选择合适的分割尺度可以提高影像的整体分割精度。Nock 与 Nielsen 提出的 SRM 算法^[8,9]，需要调节静态参数 Q ，以实现不同粒度的分割。本文认为可以根据 Watson

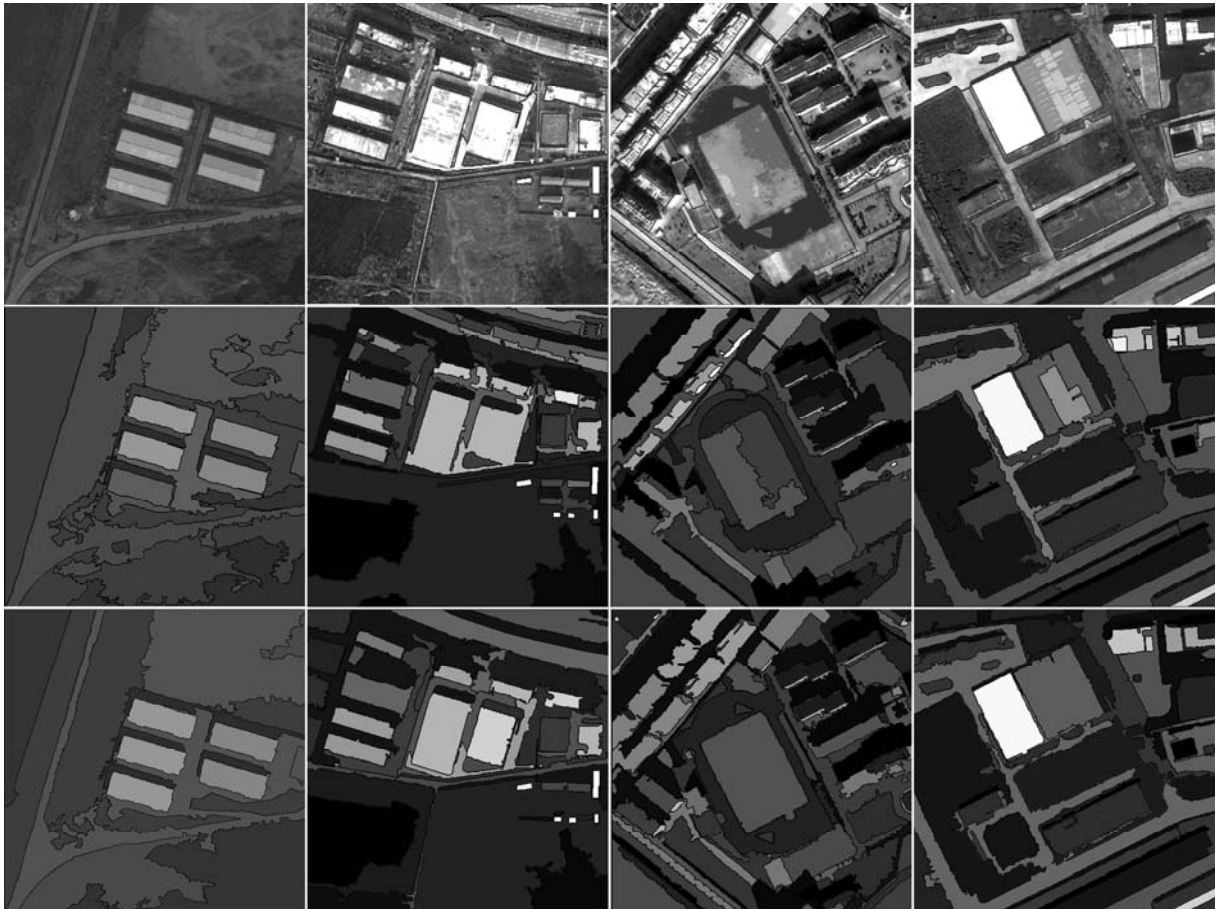


图 2 SRM 与 DSRM 分割结果(第 1 行为初始影像及手动标绘的地面真实目标(以叠加在原图上的轮廓线表示);第 2 行,第 3 行分别为 SRM 改进前后的分割结果(用区域的颜色均值表示))

视觉模型估计场景复杂度，并以此为先验信息，自适应地为 SRM 算法选择参数 Q 。

第 2 节基于 Watson 视觉模型提出了一种影像复杂度的估计方法。实验证明该复杂度基本能够反映出影像的复杂程度，而 Q 正是真实场景 I^* 的统计复杂度，即 F 与 Q 呈正相关。可以表达为

$$Q \propto F \quad (8)$$

简单起见，本文假设 F 与 Q 呈正比例关系，即 $Q = \alpha F$ ，其中 α 为正常数，是个经验参数，可以通过实验获得。首先，从第 5 节介绍的测试影像库中抽取影像，求得视觉复杂度 F_0 ；用改进的 SRM 进行分割，参数 Q_i 以等间隔在区间 $[Q_{\min}, Q_{\max}]$ 上取值，其中 Q_{\min} 为将图像分割成一个对象时的参数， Q_{\max} 为每个对象都为单个像素时的尺度。根据第 6 节定义的分割精度 P 计算分割精度 $P(Q_i)$ ，分割精度最高时对应的最优参数为 Q_{opt} ，即

$$Q_{\text{opt}} = \arg \max_{Q_i} \{P(Q_i)\}$$

因此可以进一步求得 $\alpha = Q_{\text{opt}} / F_0$ 。

进一步在整个数据库上进行分割，并评价分割精度，整体分割精度如图 3 所示。为了便于说明问题，本文将静态尺度的 SRM 记为 S-SRM，自适应尺度的 SRM 记为 A-SRM。相对于 S-SRM，A-SRM 在整个测试影像库上的分割精度有了较大提高。

5 测试影像库

据了解，迄今为止还没有用于遥感影像分割性能评价的公开数据库。因此，构建一个包含地面真实目标 (ground truth) 标绘的测试影像数据库是测试和评价遥感影像分割算法性能的不可或缺的工作。本文收集整理了一批影像，并对地面真实目标进行标绘，构建了一个测试影像数据库。该数据库共包含 78 幅影像，主要包括 QuickBird (从 <http://www.digitalglobe.com> 下载)、IKONOS (<http://www.geoeye.com/CorpSite/products>)、SPOT5 (从 <http://www.spotimage.com.c> 下载) 以及 World View 2 (从 <http://www.digitalglobe.com/products> 下载) 的影像。具体情况如表 1 所示。

本数据库利用 ArcGis 中的画多边形工具对地面真实目标进行手动标绘，并作为参考图层以矢量格式存储，将用于后续分割性能评价。遥感影像中

的建筑物和道路，一直是遥感影像目标提取研究和应用关注的焦点问题，而且二者的组合往往可以构成更大的对象，例如机场、港口、居民区。因此，本文将建筑物和道路作为标绘对象。其中高层房屋的顶部和侧面在影像上很难区分，因此并未在标绘时将二者作严格区分，而是标绘为同一目标。灰暗、模糊的对象，例如老旧房屋的屋顶，只要人眼能够识别的都予以标绘。

该影像数据库的几个样例如图 2 第 1 行所示，其中地面真实目标是在初始影像上手动标绘的，以轮廓线叠加在原图上表示。值得注意的是，我们有意收集了各种背景的影像，包括城区的、城郊的和乡村的。前景虽然指定为建筑和道路，数据库也尽量包含不同亮度、不同清晰度、不同颜色及不同形状的前景对象。总之，我们试图让该数据库具有代表性，前景对象具有一般性，对不同场景无偏向性。

6 实验与分析

6.1 分割精度的定量评价

为了客观地评价算法的分割性能，本文采用 Feng 等人^[9]于 2007 年提出的一种分割性能评价准则。通过将算法分割结果和手工标绘的对象参考模板进行比较，评价分割算法将感知显著结构从背景中分离出来的能力。对于图像中任一分割区域 R_i ，如果与参考图像中的对象 A 重叠率超过 50%，则将归入前景区域，即

$$\rho(R_i, A) = \max \left\{ \frac{|R_i \cap A|}{|R_i|}, \frac{|R_i \cap A|}{|A|} \right\} \quad (9)$$

$$R = \bigcup_{i: \rho(R_i, A) \geq 0.5} R_i \quad (10)$$

其中，算子 $|\cdot|$ 是计算区域的面积。于是分割精度定义为

$$P(R; A) = \frac{|R \cap A|}{|R \cup A|} = \frac{|R \cap A|}{|R| + |A| - |R \cap A|} \quad (11)$$

分母 $|R \cup A|$ 是归一化因子，一方面使得分割精度 $P(R; A)$ 的取值范围落入区间 $[0, 1]$ 。另一方面，如果算法将无关区域误分为前景，分母将会变大，而使得精度降低。该精度对不同尺度的分割无偏向性，而且对于手工标绘的微小差异不敏感，因此适合作为一种从对象提取的角度来评价分割质量的客观准则。

为了描述算法在整个数据库上的性能分布情况，我们采用文献[19]提出的累积性能曲线(简称为性能曲线): $p(x) : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ 。在曲线上， x 代表图像数目比例， $p(x)$ 表示用式(11)计算的分割精度。曲线上某点 $(x, p(x))$ 表示有 $100x\%$ 的影像分割精度低于 $p(x)$ ，同样意味着有 $100(1-x)\%$ 的影像分割质

表 1 测试影像数据库构成

	大小(像素×像素)	分辨率(m)	图像数目
QuickBird	1024×1024	0.61	40
IKONOS	1024×1024	1.00	20
SPOT5	1024×1024	2.40	10
WorldView 2	1024×1024	0.46	8

量高于 $p(x)$ 。对同一影像数据库，采用不同的分割方法或分割参数将产生不同的性能曲线。显然，曲线位置越高说明相应方法或参数的分割性能越好。

对第 5 节介绍的数据库中的影像，分别用 A-SRM 和 S-SRM 算法进行分割，并根据式(11) 计算分割精度，进而画出性能曲线。S-SRM 中参数以 2 为间隔依次从 50 取值到 150，共画出 51 条性能曲线，选取其中性能较好、且具有代表性的 4 条(分割参数 Q 分别为 70,90,110 和 130)与 A-SRM 性能曲线对比。清晰起见，将尺度为 70 和 90 一组，110 和 130 的为另一组，分别与 A-SRM 性能曲线对比，如图 3 所示。

从图 3 中可以看出，A-SRM 较 S-SRM 尺度的分割性能有明显提高。具体表现在：

(1)A-SRM 的性能曲线均高于 S-SRM 性能曲线，而曲线位置越高说明相应算法的分割性能越好；

(2)A-SRM 的结果中，低精度的影像所占比例很低。尤其是精度低于 0.6 的影像几乎没有，在性能曲线中呈现出一段直线爬升的态势；

(3)文献[19]认为，如果分割精度高于 0.70，则该分割算法能够抓住影像的主要内容。在图 3 中，A-SRM 的结果中精度高于 0.70 的影像所占比例为 89.7%，而 S-SRM 在 4 个尺度下分别为 50.0%，59.7%，64.4%和 60.2%。

6.2 计算复杂度分析

文献[9]指出 SRM 的计算复杂度是近似线性的。

A-SRM 的计算由两部分构成，即视觉复杂度计算和 DSRM 计算。视觉复杂度采用的是分块计算，每一块的计算复杂是常数，因此主要的计算量集中在 DSRM。设图像 I 有 $|I|$ 个像素，则共有 N 个 $N = 2|I|$ 像素对。正如 3.2 节指出的，完成单次重排序实际上是一次插入操作，其计算复杂度为 $O(1)$ 。设有 M 次重排序，整个计算复杂度为 $O(N + M)$ 。 M 取决于具体的影像，在最坏情况下，每次合并都需要重排序，即 $M = N$ ，则 $O(N + M) = O(N + N) = 2O(N)$ 。因此，A-SRM 的复杂度也是近似线性的，且为 SRM 的 C 倍(C 是常数， $1 < C < 2$)。

7 结束语

遥感影像中的对象尺度差别很大，单一尺度的分割很难产生令人满意的结果。本文证明可以根据场景复杂度自适应地选择分割尺度，对简单的场景选择较大的尺度，对复杂场景选择较小的尺度。根据 Watson 视觉模型计算图像的复杂度，并用于调节 SRM 算法的分割尺度。为了进一步提高分割精度，本文还将 SRM 算法改进为动态合并方式，并扩展到多波段的遥感影像。实验结果表明，本文提出的自适应尺度分割算法，比单一尺度下的分割精度更高。

简单起见，本文假设 F 与 Q 呈正比例关系，实际上二者可能不是简单的线性关系。如果能够更好地找出二者的关系，必然进一步提高分割性能。这也将是下一步工作的重点。

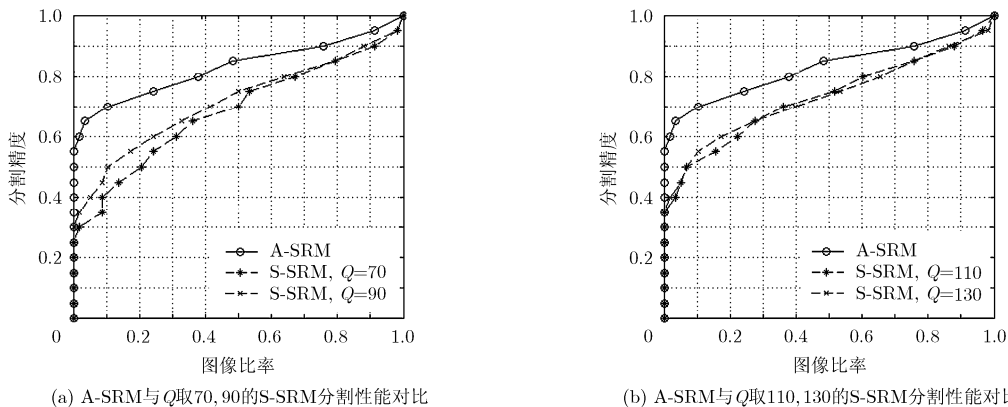


图 3 分割性能曲线

参考文献

[1] Shi Jian-bo and Malik J. Normalized cuts and image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 888-905.

[2] Felzenszwalb Pedro F and Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 59(2): 167-181.

[3] Wang Song and Siskind J M. Image segmentation with ratio cut [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(6): 675-690.

[4] Comaniciu D and Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.

- [5] Vincent L and Pierre S. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(6): 583-598.
- [6] Baatz M and Schape A. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation[OL]. 2000, URL: http://www.agit.at/papers/2000/baatz_FP_12.pdf.
- [7] Benz Ursula C, Peter Hofmann, Gregor Willhauck, et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2004, 58(3/4): 239-258.
- [8] Nielsen F. On region merging: the statistical soundness of fast sorting, with applications[C]. 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Madison, 2003: II19-II26.
- [9] Nock R and Nielsen F. Statistical region merging[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(11): 1452-1458.
- [10] Zhang Peng, Ming Li, Yan Wu, et al. SAR image multiclass segmentation using a multiscale TMF model in wavelet domain[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(6): 1099-1103.
- [11] Liu Rui, Wang Shi-xin, Yi Zhou, et al. Improved multi-scale segmentation algorithm for high spatial resolution remote sensing images[C]. 2011 International Conference on Advanced Materials in Microwaves and Optics, AMMO2011, Bangkok, 2011: 780-784.
- [12] Chen Jian-yu, Jonathan Li, Pan De-lu, et al. Edge-guided multiscale segmentation of satellite multispectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(11): 4513-4520.
- [13] Tzotsos Angelos, Konstantinos Karantzas, and Demetre Argialas. Object-based image analysis through nonlinear scale-space filtering[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(1): 2-16.
- [14] Zhang Jun-ping, Mu Chun-fang, Chen Hao, et al. Multi-scale segmentation in change detection for urban high resolution images[C]. 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vancouver, BC, 2011: 209-212.
- [15] Sui Hai-gang, Xu Chuan, Liu Jun-yi, et al. A novel multi-scale level set method for SAR image segmentation based on a statistical model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(17): 5600-5614.
- [16] Watson Andrew B. DCT quantization matrices visually optimized for individual images[C]. SPIE Proceedings on Human Vision, Vision Processing and Digital Display, 1993: 202-216.
- [17] 钱思进, 张恒, 何德全. 基于图像视觉复杂度计算的分类信息隐藏图像库[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2010, 11(1): 26-30.
Qian Si-jin, Zhang Heng, and He De-quan. Image library building in information hiding research[J]. *Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2010, 11(1): 26-30.
- [18] Li Hai-tao, Gu Hai-yan, Han Yan-shun, et al. An efficient multiscale SRMMHR (Statistical Region Merging and Minimum Heterogeneity Rule) segmentation method for high-resolution remote sensing imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2009, 2(2): 67-73.
- [19] Feng Ge, Wang Song, and Liu Tie-cheng. New benchmark for image segmentation evaluation[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2007, 16(3): 033011(1)-033011(16).
- 黄志坚: 男, 1983年生, 博士生, 研究方向为遥感影像目标提取与识别.
- 黎湘: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 主要从事精确制导、信息融合、非线性信号处理等领域的研究工作.
- 徐帆江: 男, 1973年生, 研究员, 遥感影像目标提取与识别等.