中国科学: 地球科学 2012 年 第 42 卷 第 1 期: 60 ~ 70
www.scichina.com earth.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

论 文

基于对象的南极大陆边缘浮冰自动提取技术研究

赵子莹[①], 刘臻[②*], 宫鹏[③]

① 北京师范大学全球变化与地球系统科学研究院, 北京 100875;
② 北京师范大学信息网络中心, 北京 100875;
③ 中国科学院遥感应用研究所, 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101
* 联系人, E-mail: liuzhen@bnu.edu.cn

收稿日期: 2010-12-01; 接受日期: 2011-03-16
国家高技术研究发展计划(编号: 2008AA09Z117)资助

摘要 南极大陆边缘区域浮冰提取对于南极浮冰变化以及全球变化的研究有重要意义, 提出一种基于区域增长图像分割技术的南极大陆边缘浮冰信息自动提取方法. 结合浮冰的灰度、轮廓、位置关系等信息进行合并和验证, 有效解决图像分割过程中的过度分割以及分割不足的问题. 还提出一种基于像素检测的小面积浮冰提取算法, 有效提取像素个数小于 5 的浮冰目标. 分别选取了 LandSat ETM+数据、中国环境减灾卫星 HJ1B CCD1 数据和 MODIS 1B 数 据, 进行大范围的实验测试, 并对不同数据的实验结果进行对比, 结果表明三种数据的浮冰面积提取精度均高于 81%, 其中 ETM+数据和 HJ1B 数据的提取精度大于 90%. 实验结果说明面向对象的信息提取方法不仅可以得到整个区域浮冰总的面积和数量, 还可以比较准确地得到单个浮冰的详细信息.

关键词
南极
浮冰提取
图像分割
面向对象

南极冰盖作为全球最大冰盖, 占全球现代冰川总量的 86%, 而南极冰盖边缘地区漂浮着大量的浮冰(主要是由大陆冰架崩掉入海中或是断裂后漂浮在海中的冰山, 以及少量被积雪覆盖的厚度比较厚的海冰). 虽然目前仍无法证明南极冰盖在冰架的崩解和冰盖融化的共同影响下, 是否存在某种平衡[1], 但是在南极冰盖附近海域的冰山、海冰等浮冰的融化漂移等变化可以在很大程度上影响其周边海域的海洋生态系统[2~5]. Smith 等[6]通过研究南极周边威德尔海域两个自由漂移的浮冰周围海域的物质含量, 发现在浮冰周围 3.7 km 以内的海域中含有更丰富的物质资源, 更高浓度的叶绿素, 并生长有大量的磷虾, 海鸟等, 也就是说浮冰可以影响它周围一定范围内的海洋生态系统, 这种影响在表面海洋对海洋生态系统的影响中占大概 39%的比例. 一项利用冰山轨迹模型的研究表明: 在一些沿海地区, 中小型冰山的融化量可能大于降水量与蒸发量的差值, 冰山的融化在海洋循环中也可能扮演重要的角色[7] . Zhang[8]通过观察 1979~2004 年南极海冰覆盖的卫星数据, 依靠 NCEP-NCAR 分析数据模型, 证明了海冰数目的增减与大气温度和海水温度的变化有关. 因此对南极大陆冰盖边缘区域浮冰变化的研究意义重大.

然而南极的地理环境和恶劣的自然条件, 为实地研究带来了重重困难. 在全球变化的背景下, 利用卫星遥感图像, 快速准确地提取南极冰盖边缘区域浮冰信息不仅将对全南极的变化检测起到非常重要

英文引用格式: Zhao Z Y, Liu Z, Gong P. Automatic extraction of floating ice at Antarctic continental margin from remotely sensed imagery using object-based segmentation. Sci China Earth Sci, 2011, doi: 10.1007/s11430-011-4270-6

的辅助作用, 为南极冰盖和冰山变化与全球气候变化之间的关系研究奠定基础, 并能为极地科考船航行建立一定的预警机制.

1 浮冰提取研究现状

遥感图像的信息自动提取技术日趋成熟, 信息提取方法主要有像素、特征、对象三个层面, 而基于对象的信息提取方法以其良好的抵抗噪声干扰能力, 以及目标信息的完整性倍受人们青睐[9,10]. 这类方法对遥感原始图像的分辨率要求较高, 而且信息提取的复杂度相对较高, 但是对于具有规则特征的人造目标, 通过融入知识的目标特征分析可以取得良好的效果, 比如城市建筑物的提取[11], 道路和交通工具提取等[12]. 而对于非规则的自然目标的自动提取, 仍存在很多难点, 尤其是把自动提取方法应用到极地冰山冰盖目标提取中所做的研究较少.

目前对极地浮冰提取研究使用的数据多是合成孔径雷达(SAR)数据, 因为 SAR 影像中冰山不依赖于阳光或云层, 而且对来自零度以下的冰山有较强的反向散射信号. Gill[13]采用基于像元检测算法的恒虚警率(constant false alarm rate, CFAR)检测器来检测 RADARSAT 影像北极的冰山, 并结合图像分割、分类、边缘提取等一些传统的相关算法, 取得了较好的效果. Silva 和 Bigg[14]在此使用 ERS-1 SAR 图像数据对尺度大于 200 m 长的南极大陆周围的冰山进行目标识别与变化跟踪, 使用边缘检测算法结合分水岭图像分割算法进行图像分割, 通过设定盆地的最小边缘阈值消除过度分割问题, 提高了冰山提取精度并解决了相邻两块冰山由于接触被误分成同一目标的问题. 但由于 SAR 图像空间分辨率相对比较低, 对于尺度更小的冰山(小于 200 m)则很难识别.

Liu 和 Jezek[15]用经过正射矫正的 SAR 数据以及 30 m 分辨率的 ETM+可见光数据, 结合南极大陆的海岸线的线性形状特征, 提出一种自适应阈值的分割算法, 提取了南极大陆海岸线轮廓, 但却没有针对南极大陆边缘区域形状更不规则的浮冰提出有效的提取方法. Blonski 和 Peterson[16]采用基于时间序列的方法对 AMSR-E 影像中的南极冰山进行跟踪检测, 但是只能检测到 10 km 以上的冰山. 国际上成立专门机构如国家冰雪中心(National Ice Center)、冰雪专业委员会等采用各种各样的卫星传感器对巨大的南极冰山进行跟踪研究. 但是这些数据的分辨率都很低, 只限于大型冰山的研究.

本文主要研究极地冰盖边缘区域浮冰的自动提取方法, 在图像自动处理的算法研究中属于信息提取与模式识别的研究领域. 由于浮冰属于形状结构没有固定特征的自然地物目标, 如果采用基于边缘检测的目标提取算法, 得到边缘后很难找到合适的后处理方法解决边缘不连续的问题. 所以本文采用基于图像分割的目标提取方法, 主要思想是将图像表示为物理上有意义的连通区域的集合, 这些区域的内部的像元灰度值大致相同, 或者反射率、纹理等属性相近. 该方法通常适合处理分辨率较高, 地物相对复杂, 边缘相对不明显的图像. 常用的图像分割方法有阈值分割法、区域自动增长算法以及区域的分裂与合并算法等[17]. 图像分割常遇到的问题主要包括分割阈值的选择问题、分割参数的设定, 以及解决过度分割的问题. 针对于这些问题的解决, 本文将在算法描述中作详细介绍.

2 算法描述

本文针对南极大陆的地物特征, 整个过程都采用面向对象的图像处理思想, 选择基于区域增长的图像分割方法提取南极大陆周边的浮冰信息. 在分割之后, 结合目标的灰度、轮廓、纹理等信息, 通过搜索邻域图斑的方法提出了一种有效合并过度分割结果的目标组合算法. 通过判断合并后每个图斑的属性, 确定目标的类型. 在这里加入了一种基于象素的小面积浮冰目标识别算法, 可以把在第一步图像分割过程中被误合并的小面积浮冰提取出来, 最后本文对提取结果进行统计及误差分析. 提取结果不仅得到图像覆盖区域的浮冰的整体信息, 还可以得到浮冰的个体信息, 这将为今后极地的冰山目标跟踪及变化检测方面的研究奠定重要基础. 整个过程主要包括: 基于区域增长法的图像分割, 面向对象的区域合并, 小面积浮冰目标识别及边缘检测, 目标分类与对象提取四个部分. 算法流程如图 1 所示.

2.1 基于对象的图像分割

传统的基于区域增长法的图像分割是基于像素分类的, 这种方法分割时由于只考虑单个像素的特征, 通过对单个像素的特征比较对其进行分类, 而高

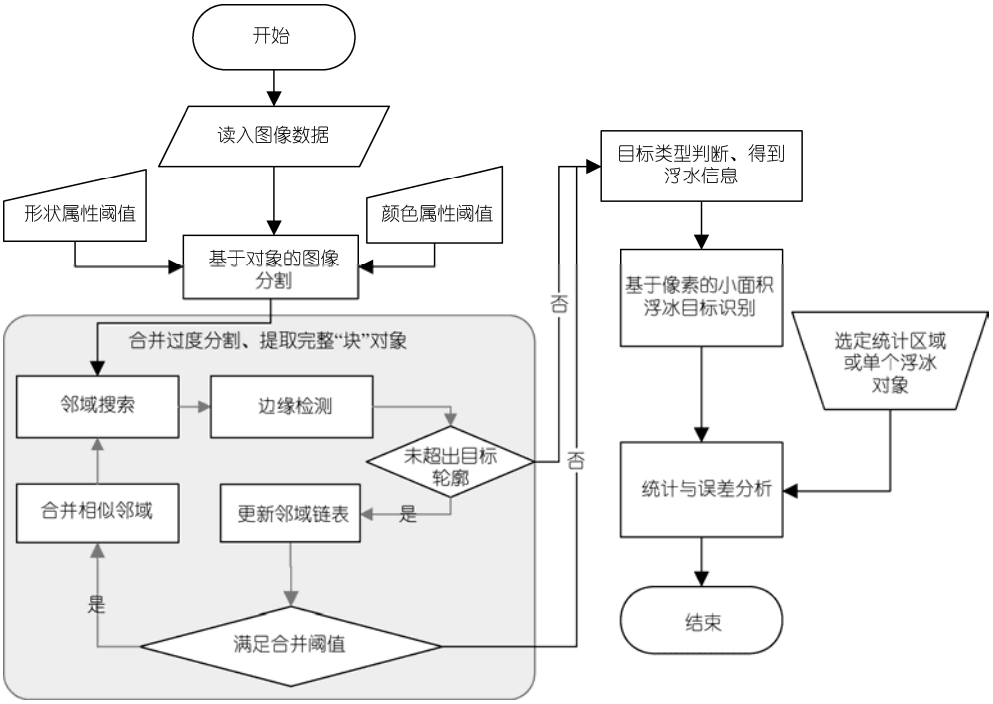


图 1　算法流程图

空间分辨率的影像在不同时间和不同成像条件下, 地物内部各个像元发生变化的强度和性质将不完全相同, 容易由于噪音干扰而出现误分类的情况, 分割结果相对破碎, 而且在阈值范围内的每次计算都要读取整幅图像的每一个像元, 时间效率较低.

2.1.1　分割算法流程

本文对传统的区域增长法的图像分割进行改进, 采用面向对象的思想. 利用的图像信息不再是单个的像素, 而是将同类地物作为一个整体进行考虑.

假设图像分割的过程中分割阈值为 T_{cur}, 初始阈值是 $T_{\min}$, $T_{\max}$ 是最终分割阈值. 每次分割结束后, 整幅图像由图斑集合 S 组成. $S=\{B_1,B_2...,B_n\}$ 其中 B_i 代表标号为 i 的图斑, 其中与图斑 B_i 相邻的所有图斑集合用 S_{nei}^i 表示, 两个相邻图斑之间的异质性特征用 F 表示. 那么分割算法可以分为以下几个步骤:

(1) 根据分割的初始阈值 $T_{\min}$, 对所有像素的 8 邻域像素进行分割判断, 计算它们之间的异质特性 F, 合并满足 $F\leqslant T_{\min}$ 的像素. 这一步的分割等同于传统的区域增长法. 分割结束后, 得到初始的图斑集合 S.

(2) 通过邻域搜索算法, 得到每一个图斑 B_i 的邻域集合 S_{nei}^i.

(3) 把集合 S 中任意一个图斑 B_i 当成一个整体, 并随机逐次计算 B_i 与其邻域集合 S_{nei}^i 中的图斑 B_j 的异质特性 F(F 的计算方法将会在 2.1.3 中单独介绍), 如果, $F\leqslant T_{\text{cur}}$, 合并 B_j 与 B_i. 否则继续取 S_{nei}^j 中的下一个图斑.

(4) 根据合并结果更新集合 S, 同时更新对应于集合 S 中每个图斑 B_i 的邻域集合 S_{nei}^i. 计算当前阈值 T_{cur}, 如果 $T_{\text{cur}}<T_{\max}$, 则返回步骤(3), 继续分割过程, 否则, 该过程结束.

2.1.2　邻域搜索算法

在查找图斑邻域集合的过程中, 为了不遗漏图斑的邻域, 我们采用边缘检测的方法, 初始情况下, 图斑 B_i 的邻域集合 S_{nei}^i 为空, 检查图斑 B_i 边缘像素上的四邻域像素点所属的图斑 B_j, 如果 $B_j\notin S_{\text{nei}}^i\cup B_i$, 则 $S_{\text{nei}}^i=S_{\text{nei}}^i\cup B_j$. 整个过程中都需存储每一个像素当前所属的对象编号, 当一个像素的邻域像素所属的对象和这个像素不同时, 这个像素就是该对象的一个边缘点.

图 2 表示经过过程(1)的分割得到的初始的图斑集合 S, S 由 8 个图斑组成. 图 3 表示图 2 所示的分割结果, 经过邻域搜索算法得到的各个图斑的邻域集合. 如与图斑①相邻的图斑有图斑②, 图斑④, 图斑⑤, 即图斑①的邻域图斑邻域集合 $S^0_{\text{nei}}=\{B_1,B_3,B_4\}$.

2.1.3　异质性的计算方法

由于异物同谱和同物异谱现象普遍存在, 仅靠光谱特征是不足以表达图像目标的. 因而其分割结果的可靠性常常不尽人意. 本文选用光谱特征和形状特征对多光谱遥感图像进行分割.

任意两个图斑 B_i 和 B_j 的异质性值 F 都由四个变量计算而得, 计算公式如下:

$$F=W_{\text{color}}\times H_{\text{color}}+W_{\text{shape}}\times H_{\text{shope}}, \tag{1}$$

其中 H_{color} 表示这两个区域的光谱异质性值, H_{shape} 表示这两个区域的形状异质特性值, 因为在不同图像中目标的光谱性质和形状性质对目标的表现程度占有不同的比例, 我们用 W_{color} 表示光谱异质性所占的权重, W_{shape} 则表示形状异质性所占的权重, 且 $W_{\text{color}}+W_{\text{shape}}=1$. W_{color} 和 W_{shape} 均在(0~1)区间取值. 光谱异质特性值 H_{color} 不仅与组成区域对象的像元数目有关, 还取决于各个波段标准差(公式(2), (3)). σ_c 为区域内部像元灰度值的标准差, N 为像元数目. 形状异质性值 H_{shape} 由目标的紧凑度 H_{compact} 和目标的光滑度 H_{smooth} 两个变量共同决定, 因为我们同样引出两个变量 W_{compact} 和 W_{smooth} 来分别表示它们所表现的结构程度所占的比例. $W_{\text{compact}}+W_{\text{smooth}}=1$, 且 W_{compact} 和 W_{smooth} 取值都在 0~1 之间. H_{smooth} 和 H_{compact} 均由区域周长 L 和面积 N(区域的像元个数)表示.

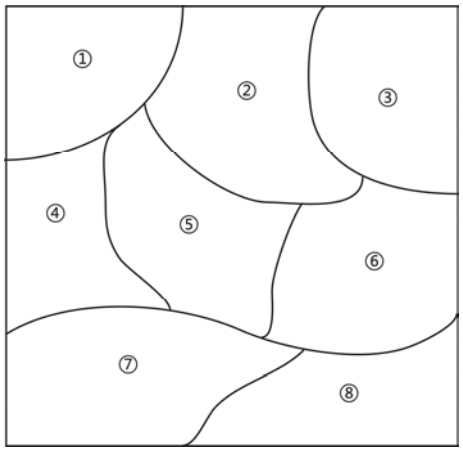


图 2　图斑集合示意图

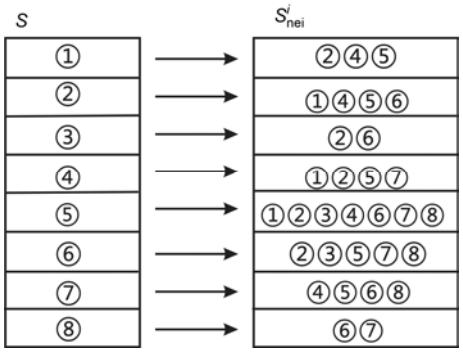


图 3　邻域链表示例

$$H_{\text{color}}=H_{\text{merge}}\times\sigma_c^{\text{merge}}-(N_i\times\sigma_c^j+N_j\times\sigma_c^j), \tag{2}$$

$$H_{\text{shope}}=H_{\text{compact}}\times H_{\text{compact}}+W_{\text{smooth}}\times H_{\text{smooth}}, \tag{3}$$

其中:
$$H_{\text{smooth}}=\frac{N_{\text{merge}}L_{\text{merge}}}{P_{ij}}-\frac{N_iL_i}{P_i}-\frac{N_jL_j}{P_j}, \tag{4}$$

$$H_{\text{compact}}=\frac{N_{\text{merge}}L_{\text{merge}}}{\sqrt{N_{\text{merge}}}}-\frac{N_iL_i}{\sqrt{N_i}}-\frac{N_jL_j}{\sqrt{N_j}}. \tag{5}$$

上述公式中, N_{merge} 表示合并后的新区域对象的总面积:

$$N_{\text{merge}}=N_i+N_j, \tag{6}$$

L_{merge} 表示合并后的新区域对象的周长:

$$L_{\text{merge}}=L_{\text{a}}+L_{\text{b}}-2L_{\text{co}}, \tag{7}$$

L_{co} 为合并前两个区域的公共周长如图 4 所示:

$$L_{\text{co}}=(\max\{h_{s,i},h_{s,j}\}/4+\max\{h_{c,i},h_{c,j}\}/16)\times l_{\text{in}}. \tag{8}$$

2.1.4　参数的选择与阈值设置

这里需要确定的阈值有三个, 分别是同质合并阈值 $T_{\max}$, 颜色权值 W_{color}, 紧凑度权值 W_{compact}, 其他阈值参数均可由这三个阈值参数计算得到. 对于阈

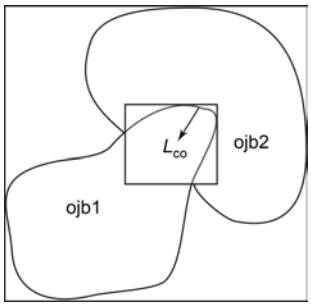


图 4　公共周长示意

值的选择, 我们采取根据经验由人工输入的方式, 经过多次试验测试, 得到针对于南极大陆边缘区域的浮冰提取效果最佳的阈值取值范围.

如果把图像中实际的不同地物看成不同对象, 为了准确提取浮冰信息, 分割的结果应该满足以下两个准则:

(1) 同一个地物只能包含一个分割图斑, 即同一个地物内部有且仅有一个图斑, 不同的图斑应表示不同的地物.

(2) 不同的地物应该属于不同的分割图斑, 结果中的每一个图斑包含且仅包含某一个地物, 即每一个图斑仅包含一个对象.

理想的图像分割结果就是完全满足以上两个准则的分割. 对于同一副图像不同的阈值, 分割结果的破碎程度不同. 采用小的尺度阈值能够保留许多细小的边缘, 但同时图像会有许多噪声, 相应的分割结果会存在明显的过度分割(Over-segmentation); 而采用很大的尺度, 尽管会减少噪声, 但同时会使边缘变厚, 可能使两个相邻的边缘合并, 相应的分割结果会出现分割不足(Under-segmentation). 因此, 必须选择合适的尺度, 以获得准确的分割结果[18]. 这里需要解决的问题主要有两个, 一个问题是不能满足准则(2), 同一地物被分割成不同的图斑, 即过度分割问题; 另一个问题是不能满足准则(1), 不同地物被误合并到其他类别的图斑里, 即分割不足问题. 我们选取以下范围内的分割阈值, 然后经过 2.2~2.4 节的分割后处理方法使分割结果尽量满足以上两个准则, 最终都可以得到良好的浮冰提取结果.

经过试验测试得到最佳阈值取值范围如下:

(1) $20 \leqslant T_{\max} \leqslant 40$;

(2) $0.7 < W_{\text{color}} \leqslant 0.9$, $0.1 < W_{\text{shape}} \leqslant 0.3$;

(3) $0.05 < W_{\text{compact}} \leqslant 0.15$, $0.85 < W_{\text{compact}} \leqslant 0.95$.

2.2 合并过度分割

经过上述的分割过程, 通过对阈值的控制我们能够得到较精确的分割结果, 但是却由于“过度分割”使同一地物被分割成不同的图斑. 那么我们只需要把本该属于同一个对象的不同图斑“组合”起来, 就会得到完整的浮冰信息. 在“组合”的过程中, 既要保证能够把本来属于一个对象的所有图斑组合成该对象, 又要解决相邻两个浮冰的“接触”问题. 如果两块相对独立的浮冰之间的某处边界有邻接, 在组合的过程中很容易把它们组合成一块, 就会出现浮冰提取数量统计误差. Silva 和 Bigg[14]在利用 SAR 数据使用改进的 CFAR 检测算法对南极大陆周围冰山进行跟踪的算法中首次提出并解决这个问题, 提出两个浮冰之间的公共边界至少达到它们其中一个浮冰周长的 15%才予以合并.

即假设 L_{co} 为两个相邻浮冰的公共边缘, F_{tou} 为它们的非接触判断标志, 则当且仅当: $F_{\text{tou}}=L_{\text{co}}/\min\{L_1, L_2\} \geqslant 0.15$ 时, 才可以认为两块浮冰属于同一个浮冰. 因此该合并过程分为以下 2 个步骤:

(1) 更新上述分割后的图斑集合 S 以及 S 所对应的每个图斑的邻域集合.

(2) 依次取 S 中的图斑 B_i, 以及该图斑的邻域图斑 B_j. 计算它们的灰度方差 D_i, D_j.

限制条件:

(1) $D_i > x_T$ & $D_j > x_T$;

(2) $D_i \leqslant x_T$ & $D_i \leqslant x_T$;

(3) $D_i - D_j \leqslant 50$.

当图斑 B_i 和图斑 B_j 满足上述三个条件中的任意一个, 同时满足合并后的图斑在边缘检测基准轮廓以内, 并且 B_i 和 B_j 的公共边缘 $L_{\text{co}}/\min\{L_1, L_2\} \geqslant 0.15$, 才合并 B_i 和 B_j.

边缘检测基准轮廓由下面的方法得到: 如图 5 所示, 假设点 A 为冰盖或浮冰轮廓上的一点, $f(A)$表示 A 点的光谱灰度值, 则在 A 的八邻域窗口中, 点对 $B1$, $B2$ 和点对 $C1$, $C2$ 至少有一对属于不同的地物(一个在冰上, 一个在海上), 假设 $B1$, $B2$ 分别是海上和冰上的两个像素, 那么$|f(B1)-f(B2)|$的值一定会很大. 相对来说如果点 A 是冰盖或浮冰内部的某个轮廓上的点, 则无论是$|f(B1)-f(B2)|$的值, 还是$|f(C1)-f(C2)|$的

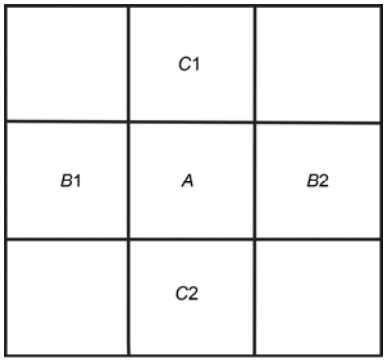


图 5 浮冰边缘上的邻域关系示意

值都会很小. 因此, 我们可以通过设定这个值的一个阈值来判断边缘点的类别.

$$\nabla f(p)=\max(|f(x+1,y)-f(x-1,y)|, \\ |f(x,y+1)-f(x,y-1)|). \tag{9}$$

具体方法是: 判断由 2.1 节分割结果得到的轮廓上的每一个点 p, 设 p 的坐标是(x, y), $f(x, y)$为点 p 的光谱灰度值, $\nabla f(p)$ 为点 p 的轮廓检验因子. 设定轮廓检验阈值 ∇F, 如果 $\nabla f(p)\geqslant\nabla F$, 则 p 为所在目标轮廓, 否则 p 为噪音, 删除所有噪音, 就会得边缘基准轮廓.

2.3　分类与目标提取

通过上述的合并过程, 我们可以得到一个图斑集合 S_{obj}, 这个集合包括图像中的所有地物对象, 针对于南极大陆周边的卫星遥感图像, 图像中的地物主要有冰盖和浮冰、海水以及缝隙三类, 而冰盖和浮冰内部的岩石等地物不是我们所关心的. 我们只需通过判断图斑集合中每一个图斑的属性(灰度均值、方差)以及该图斑所处的位置, 就可以得到该图斑所属的类别. 经过多次试验测试, 在正确的位置关系内, 三个波段上光谱灰度均值之和在 100~600 之间的目标可以判断为浮冰.

用 B_{ice} 表示浮冰, B_{sea} 表示海水, B_{gap} 表示缝隙, $D_{i,\text{color}}$ 表示第 i 块图斑在三个波段上的灰度均值之和, $i\in[0,N_{\text{nei}})$, N_{nei} 表示当前图斑的邻域图斑的数目, $D_{\text{cur,color}}$ 表示当前图斑在三个波段上的灰度均值之和. 则当前图斑的分类判断准则如表 1 所示.

使用上述准则分类后, 就可以较准确地得到我们需要的浮冰图斑集合 S_{ice}. 集合中的每一个图斑 B_{ice}, 都对应图像上的一个浮冰, 每个浮冰都含有面积、周长、轮廓、灰度均值、方差、位置等属性.

2.4　小面积浮冰提取

至此我们已经能够较准确的从图像数据中提取浮冰. 但是在图像分割的过程中, 分割结果还不能满足分割准则(1), 即存在分割不足(under-segmentation)的问题, 主要是像元个数小于 5 的浮冰很容易被合并到海水中, 而导致小浮冰提取遗漏. 此外, 在过度分割合并的过程中, 有的浮冰边缘由许多小图斑组成, 本来应该被合并, 但是由于解决接触(touch)问题时, 非接触判断变量 $F_{\text{tou}}=L_{\text{co}}/\min\{L_1, L_2\}$的判断主要由周长决定, 一部分小浮冰的面积过小, 不能满足 $L_{\text{co}}/L_{\text{m}}\geqslant 0.15$ 而不能被合并. 因此目标提取过程后, 本文加入了一种基于像素识别的小浮冰信息的提取算法. 该算法一方面可以提取出被遗漏的小面积浮冰, 另一方面又可以合并掉大面积浮冰边缘本该被合并的小面积图斑.

该方法的过程就是对原始图像上的每一个像素进行类别判断, 如果像素 P_i 在三个波段上的灰度值之和大于分类阈值 L, 并且它所在的图斑不属于 B_{ice}. 那么, 就以该点位种子点起始位置, 对其进行基于像素的自动增长, 设定改增长的最大递归次数为 10, 得到图斑 B_i, 判断图斑 B_i 边缘点的邻域像素, 是否满足以下两种情况:

(1) 图斑的邻域像素都属于 B_{sea} 类型;

(2) 图斑的邻域像素都属于 B_{ice} 类型.

如果满足情况(1)那么该图斑一定是被遗漏的小面积浮冰, 则计算该图斑的各种属性, 并把该图斑加入到集合 S_{ice} 中.

如果满足情况(2), 则把该图斑合并到邻域图斑所属的 B_{ice} 中.

2.5　精度验证方法

随机选取原图像中的 4 个区域作为样本区域, 利用 ArcGIS 通过人工解译的方法统计出每个区域的浮冰数量, 把经过面向对象浮冰提取得到的浮冰数量和解译结果相比较, 得到该区域的浮冰数量误差; 使用像元分类统计的方法, 用计算机通过判断样本区域中每个像元的灰度值, 对该像元进行分类, 统计选中区域中浮冰像元个数, 以这个统计结果为标准, 把

表 1　分类判断准则

	$\frac{\sum_0^{N_{\text{nei}}},(D_{i,\text{color}}<100)}{\sum_0^{N_{\text{nei}}}}>80\%$	$\frac{\sum_0^{N_{\text{nei}}},(D_{i,\text{color}}>600)}{\sum_0^{N_{\text{nei}}}}>80\%$
$D_{\text{cur,color}}>600$	B_{ice}	B_{sea}
$D_{\text{cur,color}}<100$	B_{ice}	B_{sea}
$100<D_{\text{cur,color}}<600$	B_{gap}	B_{ice}

我们经过面向对象的浮冰提取结果中该区域所含浮冰的面积之和和这个标准相比较, 得到该区域面积误差.

3 实验结果与分析

为了验证浮冰提取算法, 分别选取了LANDSAT ETM+影像数据、中国环境减灾中心 HJ1B 卫星 CCD1 数据和 MODIS 1B 数据进行实验测试, 这些数据均经过图像辐射标准化和几何配准的图像预处理过程. 经过上述算法过程最终得到数据覆盖范围内的浮冰信息, 分别对三种数据浮冰提取的结果的分布情况, 进行统计分析. 本文对三种数据进行大范围的提取测试. 表 2 为三种数据的属性和大范围提取结果汇总的对照表.

表 2 三种影像数据提取

	ETM+数据	HJ1B 数据	MODIS 数据
数据分辨率(m)	30	30	500
波段选择	1, 2, 3 波段	1, 2, 3 波段	1, 3, 4 波段
数据拍摄时间	2003 年 1 月 7 日	2009 年 11 月 18 日	2007 年 1 月 5 日
测试数据覆盖范围(km^2)	11628	4142.32	254149.25
浮冰个数(个)	1328	483	649
浮冰总面积(km^2)	295.7724	320	14270.25
面积提取精确度(%)	96.3	93.7	81

3.1 实验结果

本文的结果统计分为两个部分. 一部分是基于区域的整体统计, 包括区域的浮冰数目、浮冰总面积、浮冰破碎度、浮冰密度等四个方面的统计内容. 另一部分是单个浮冰信息的统计, 包括的面积、周长、灰度均值、方差、位置、轮廓等信息.

图 6(a), (b), (c)分别是 LandSat ETM+数据、HJ1B 数据、MODIS 数据经过上述过程后提取结果中截取的一部分. 它们的比例尺分别为, 1:150000, 1:150000, 1:2500000. 实验结果表明本文提出的基于对象的浮冰目标提取方法, 能够较准确的提取南极大陆边缘区域浮冰. 从图中可以看出, 三种图像的大面积浮冰目标边缘比较准确, 并且基本不存在过度分割问题. 图 6(a)和(b)中的大多数的小面积浮冰基本都被提取出来, 遗漏的情况较少, 相对来说, 由于 MODIS 数据的分辨率较低, 存在较多的混合像元, 导致小面积浮冰在图 6(c)的提取结果有较多遗漏. 说明本文的算法更适合空间分辨率较高的影像数据.

3.2 误差分析

为了评价一种目标信息提取方法的优劣, 应该给出一种客观的结果评估即为误差分析方法. 但到目前为止, 还没有这样一种被普遍公认的评估方法. 已经提出的方法可分为两大类: (1) 基于提取结果本身的评估方法; (2) 基于一个标准提取结果的评估方法. 前者是根据提取结果图像中, 同一区域特征的一致性, 相邻区域之间特征的差异性, 以及各子区域的形状特征来评价提取结果的好坏. 后者是对某一图像给出一个标准提取结果, 然后再和对同一图像的实际提取结果进行比较, 从而判断该分割方法的优劣. 其判断提取好坏的指标有: 错分象素点数; 错分象素点位置误差; 分割子区域数目的误差, 以及分割区域之特征值误差等.

因为本文关注的是南极大陆周边浮冰的情况, 对浮冰内部的分类不感兴趣, 不存在相邻区域特征差异性的比较问题, 因此采用第二类评估方法. 为了便于误差分析, 本文选取相同区域的不同数据进行

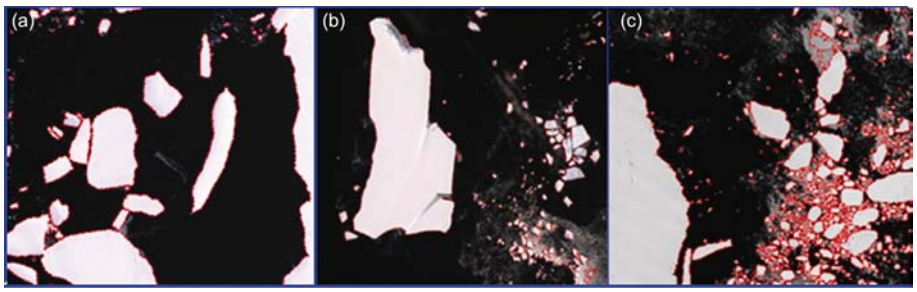


图 6 浮冰信息提取结果样例

提取和误差分析.

3.3　HJ1B, ETM+数据与 MODIS 数据提取比较

图 7(a)为 2001 年 1 月 8 日, 以(76°40′36.421″E, 69°18′58.544″S)为中心点的 3683 km^2 范围内区域的 ETM+数据的提取结果截图; 图 7(b)为 2010 年 1 月 21 日该区域的 HJ1B 数据提取结果截图. 图 7(c), (d)分别是图 7(a), (b)对应的的人工解译结果. 表 3 为对应于这个区域两种数据的误差分析.

从表 3 可以看出, 两种数据的提取结果精度都可以达到 90%以上. 面积小于 5 个像元的浮冰很多在自动增长法的分割过程中都被海水区域合并, 这些小浮冰占浮冰总数目的 1/3 以上, 对结果浮冰数目误差的影响较大. 而加入了小面积浮冰提取算法后浮冰个数提取的准确度大大提升了. 但是由于浮冰边缘上的点几乎均为混合像元, 常常导致这些点归类不明, 使得面积提取存在较大误差. 从表中后两行的对比可以看出, 对于面积大于 0.045(50 个像元)的浮冰数目的提取几乎没有误差, 而对于这样大的浮冰面积的误差也很小. 说明本算法对大尺度浮冰的提取更为准确. 但是由于边缘的混合像元问题, 面积统计比实际的要略小一些. 此外, 由于云的干扰以及覆盖积雪的海冰灰度值介于浮冰和海水之间, 并且这些海冰容易和小浮冰相连, 在分割过程中合并成一类, 合并过程中由于整体的灰度值较低, 会被误分为非浮冰类从而加大面积误差.

图 8 (a)为 2010 年 1 月 21 日, 以(10°26′21.970″W, 70°55′17.670″S)为中心点的 6754 km^2 范围内区域的 HJ1B 数据的提取结果截图; 图 8(b)为 2010 年 1 月 21 日该区域的 MODIS 数据提取结果截图. 图 8(c), (d)

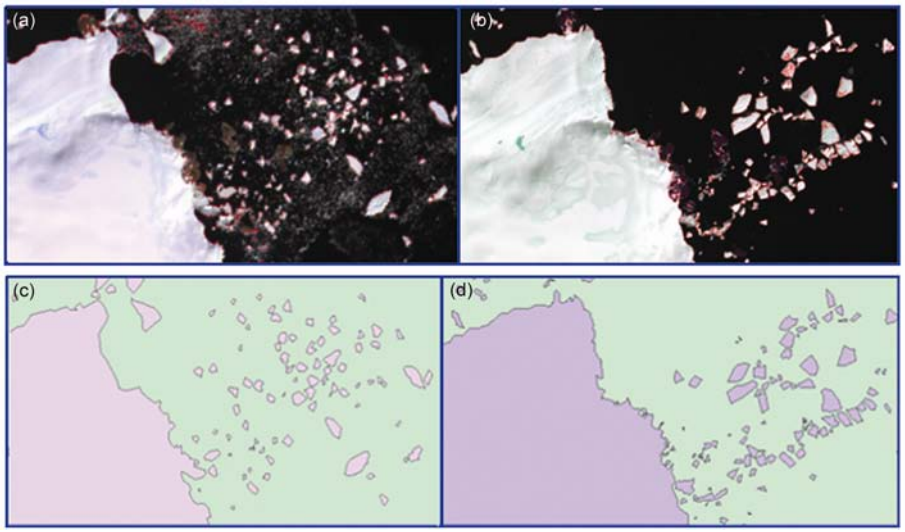


图 7　ETM+数据与 HJ1B 数据提取结果比较

表 3　ETM+数据与 HJ1B 数据取结果及精度分析

数据类型	ETM+数据	HJ1B 数据
拍摄时间	2001 年 1 月 8 日	2010 年 1 月 21 日
覆盖范围(km^2)	3683.2761	3683.2761
人工解译的浮冰个数/面积(km^2)	409/1906.463008	864/1940.542916
目标提取后浮冰个数/面积(km^2)	291/1867.758794	583/1879.230382
增加小面积浮冰提取后个数/面积(km^2)	403/1869.742065	821/1797.449600
浮冰提取数目精度(%)	98.53	95.02
浮冰提取面积精度(%)	98.07	92.63
人工解译面积大于 0.045 km^2 的浮冰个数/面积(km^2)	243/1678.136432	134/1545.628554
自动提取面积大于 0.045 km^2 的浮冰个数/面积(km^2)	242/1614.568743	131/1510.5521473

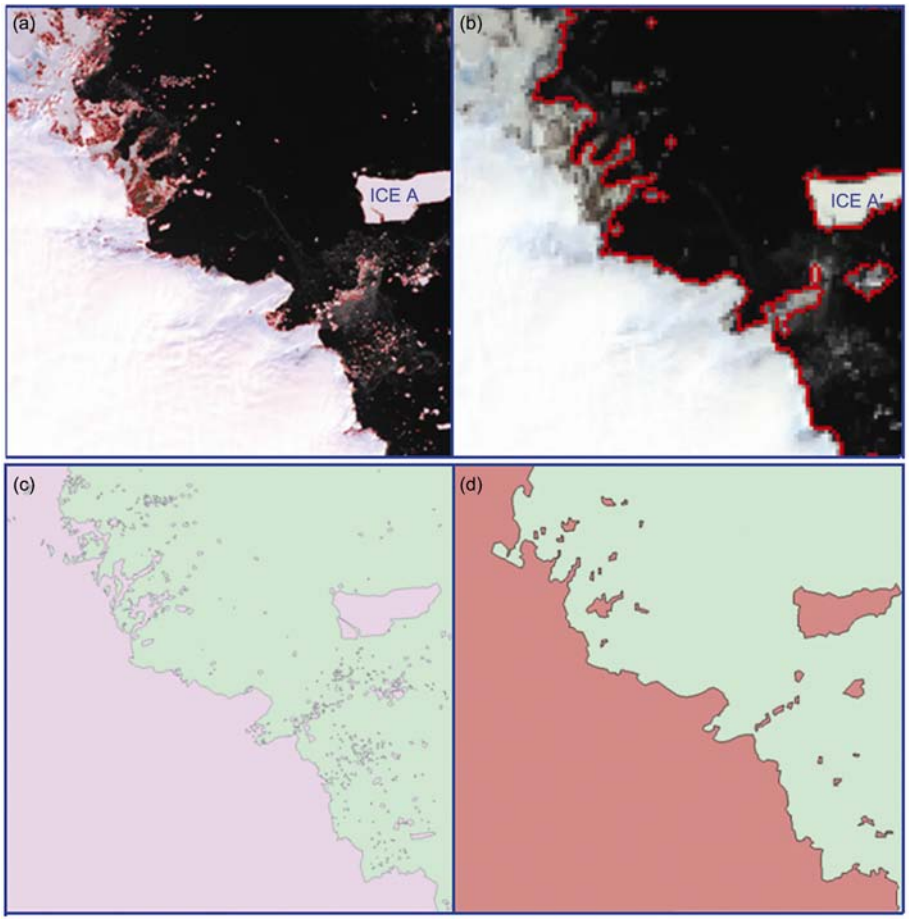


图 8　HJ1B 数据与 MODIS 数据提取结果比较

分别是图 8(a), (b)对应的人工解译结果. 表 4 为对应于这个区域两种数据的误差分析.

图 9(a)为 2002 年 12 月 8 日, 以(69°16′7.767″E, 67°49′12.205″S)为中心点的 3959 km^2 范围内区域的 HJ1B 数据的提取结果截图; 图 9(b)为 2002 年 12 月 8 日该区域的 MODIS 数据提取结果截图. 图 9(c), (d) 分别是图 9(a), (b)对应的人工解译结果. 表 5 为对应于这个区域两种数据的误差分析.

表 4　HJ1B 数据与 MODIS 数据提取结果及误差分析

数据类型	HJ1B 数据	MODIS 数据
数据的拍摄时间	2010 年 1 月 21 日	2010 年 1 月 21 日
数据覆盖面积(km^2)	6754.1401	6754.1401
人工解译的浮冰个数/面积(km^2)	816/3077.141265	27/3004.151923
目标提取后浮冰个数/面积(km^2)	517/3029.687245	18/2491. 873275
增加小面积浮冰提取后个数/面积(km^2)	821/3074.5369421	18/2491. 873275
浮冰提取数目精度(%)	99.39	66.67
浮冰提取面积精度(%)	98.46	82.95

从表 4 和表 5 的提取结果可以看出, 三种数据的面积提取精度都比较高, 可以达到 80%以上. 相比之下 MODIS 数据提取的面积误差较大, 这些面积误差几乎都来自边缘点的混合像元. 图 8(a), (b)中分别标注的浮冰 ICE_A 和 ICE A′, 得到的比较信息如表 6.

从三种数据对浮冰个数提取精度比较中我们可以发现, ETM+数据和 HJ1B 数据的个数提取误差均可达到 90%以上. 而 MODIS 数据的个数提取精度很不稳定, 误差有时会很大, 这主要取决于区域的浮冰组成情况. 因为 MODIS 数据的分辨率较低, 人工解译的时候会将能识别到的区别于海水的像元都归到邻近浮冰, 成为一个整体, 而通过本文的自动提取算法则几乎会过滤掉所有亮度不够高的小像元. 因此, 对于 500 m 分辨率的 MODIS 数据, 如果大于 0.25 km^2(一个像元的实际面积)而小于 1.25 km^2(一个像元

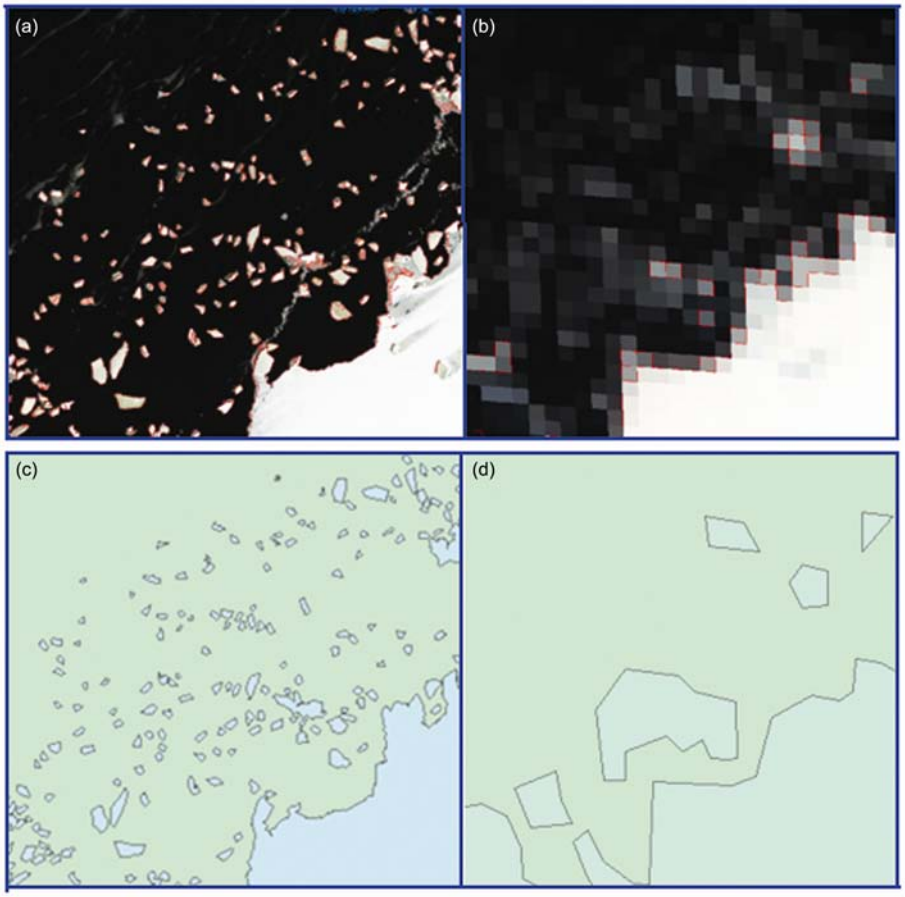


图 9　ETM+数据与 MODIS 数据提取结果比较

表 5　ETM+数据与 MODIS 数据提取结果及误差分析

数据类型	ETM+数据	MODIS 数据
数据拍摄时间	2002 年 12 月 8 日	2002 年 12 月 8 日
数据覆盖面积(km^2)	3958.8201	3958.8201
人工解译个数/浮冰像元面积(km^2)	419/2214.519699	7/2223.864318
目标提取后浮冰个数/面积(km^2)	328/2013.386546	6/1986.324643
小面积浮冰提取后个数/面积(km^2)	401/2126.549654	6/1986.324643
浮冰提取数目精度(%)	95.70	85.71
浮冰提取面积精度(%)	96.02	89.32

表 6　单个浮冰 ICE_A 和 ICE_A′提取比较

数据类型	HJ1B 数据	MODIS 数据
单个浮冰	ICE_A	ICE_A’
浮冰面积(km^2)	46.75	58.92
浮冰周长(km)	32.50	43.56
人工解译浮冰面积(km^2)	57.28	58.99

加上它四邻域的范围内代表的实际面积)的小尺度浮冰数目比较多的, 浮冰个数提取精度会偏低.

从以上分析, 得知利用 MODIS 数据用本文的提取方法进行浮冰提取时, 小尺度的浮冰几乎提取不到, 而提取出的大尺度的浮冰会比实际小, 导致面积提取结果偏小, 提取精度偏低.

误差分析结果表明, 对于分辨率较高的ETM+数据和 HJ1B 数据本算法的提取结果精度比较高, 面积小于 5 个像元的浮冰很多在自动增长法的分割过程中都被海水区域合并, 而加入了小面积浮冰提取算法后浮冰个数提取的精度也大幅度提高.

4　结束语

单纯的基于光谱特征的遥感图像目标提取方法, 难以准确的提取完整的目标, 本文在自动增长的图像分割的基础上, 提出了一种基于对象的图像分割

方法, 该方法结合目标的光谱、结构、形状、邻域等特征, 能够得到较理想的分割结果. 基于该分割结果, 本文建立一种适用于南极冰盖边缘的浮冰提取的算法, 把分割过程中的阈值确定在一个范围内, 通过目标组合以及小面积浮冰提取等后处理过程, 解决了图像分割过程中的过度分割和分割不足的问题. 实验结果表明基于对象分割的浮冰提取方法取得了良好的效果, 在很大程度上提高了目前对南极浮冰提取的精确度(Silva 和 Bigg[14]把冰山识别的精度提高到 200 m), 主要是因为, 本文利用分辨率为 30 m 的可见光数据, 相比 SAR 雷达影像数据以及 MODIS 数据来说分辨率较高, 能够更准确的识别浮冰的边缘信息, 并且可以识别小尺度浮冰对象. 此外, 本文的浮冰提取算法中有效的加入了提取目标的光谱、形状以及位置关系等信息, 能够利用南极大陆边缘地区的浮冰特征得到更准确的提取结果. 三种不同尺度遥感数据的浮冰提取结果说明对于空间分辨率较高的图像, 该算法的提取结果相对更精确.

本文的算法一方面提高了浮冰的提取精度, 另一方面又利用面向对象的思想, 可以得到单个浮冰的具体信息, 这为未来单个浮冰跟踪及变化监测的研究奠定了良好的基础. 但是本文浮冰提取的算法只利用了数据可见光波段的信息, 因此受到云的干扰比较严重. 在云覆盖比较多的区域, 由于云的光谱信息和浮冰的光谱信息接近, 仅使用可见光数据、根据提取图斑的形状特性和邻域关系对云和浮冰区分分类则存在很多困难, 故导致提取结果精度不高.

致谢 感谢北京师范大学全球变化学院南极制图课题小组为本研究提供 LandSat ETM+遥感影像数据, 感谢中华人民共和国民政部减灾中心为本研究提供 HJ1B 遥感影像数据. 同时, 感谢审稿专家提供的宝贵意见.

参考文献

1 Vaughan D G, Bamber J L, Giovinetto M, et al. Reassessment of net surface mass balance in Antarctic. J Climate, 1999, 12: 933–946
2 Massom R A, Stammerjohn S E. Antarctic sea ice change and variability—Physical and ecological implications. Polar Sci, 2010, 4: 149–186
3 Schwarz J N, Schodlok M P. Impact of drifting icebergs on surface phytoplankton biomass in the Southern Ocean: Ocean colour remote sensing and *in situ* iceberg tracking. Deep-Sea Res Pt I, 2009, 56: 1727–1741
4 Ruhl H A, Ellena J A, Wilson R C, et al. Seabird aggregation around free-drifting icebergs in the northwest Weddell and Scotia Seas. Deep-Sea Res Pt II, 2010, 58: 1497–1504
5 Gutt J, Barratt I, Domack E, et al. Biodiversity change after climate-induced ice-shelf collapse in the Antarctic. Deep-Sea Res Pt II, 2010, 58: 74–83
6 Smith Jr K L, Robison B H, Helly J J, et al. Free-drifting Icebergs: Hot spots of chemical and biological enrichment in the Weddell. Science, 2007, 27: 478–482
7 Gladstone R, Bigg G R. Satellite tracking of icebergs in the Weddell sea. Antarctic Sci, 2002, 14: 278–287
8 Zhang J. Increasing Antarctic sea ice under warming atmospheric and oceanic conditions. Am Meteorol Soc, 2007, 10: 2515–2529
9 Blaschke T, Lang S. Object based image analysis for automated information extraction—A synthesis. In: Measuring the Earth II ASPRS Fall Conference, 2006 Nov 6–10, San Antonio, Texas
10 Walter V. Object-based classification of remote sensing data for change detection. ISPRS J Photogramm, 2004, 58: 225–238
11 Ruvimbo G, De Maeyer P, De Dapper M. Object-oriented change detection for the city of Harare. Expert Syst Appl, 2008, 36, doi: 10.1016/j.eswa.2007.09.067
12 Holt A C, Seto E Y W, Rivard T, et al. Object-based detection and classification of vehicles from high-resolution aerial photography. Photogramm Eng Rem S, 2009, 75: 871–880
13 Gill R S. Operational detection of sea ice edges and icebergs using SAR. Can J Remote Sens, 2001, 27: 411–432
14 Silva T A M, Bigg G R. Computer-based identification and tracking of Antarctic icebergs in SAR images. Remote Sens Environ, 2005, 94: 287–297
15 Liu H, Jezek K C. A complete high-resolution coastline of Antarctica extracted from orthorectied Radarsat SAR imagery. Photogramm Eng Rem S, 2004, 70: 605–616
16 Blonski S, Peterson C A. Antarctic iceberg tracking based on time series of aqua AMSR-E microwave brightness temperature measurements. American Geophysical Union Fall Meeting, 2006. IN33B-1352
17 Liu H, Jezek K C. Automated extraction of coastline from satellite imagery by integrating Canny edge detection and locally adaptive threshold methods. Int J Remote Sens, 2005, 5: 937–958
18 Carleer A P, Debeir O, Wolff E. Assessment of very high spatial resolution satellite image segmentations. Photogramm Eng Rem S, 2005, 11: 1285–1294