



引文格式:彭楚粤,程晓,夏林元.一种面向对象分类的企鹅种群无人机影像识别方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2023,48(4):550-558.DOI:10.13203/j.whugis20200557

Citation: PENG Chuyue, CHENG Xiao, XIA Linyuan. A Recognizing Method of Penguin Population Using UAV Images Based on Object Oriented Classification[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2023, 48(4): 550-558. DOI: 10.13203/j.whugis20200557

# 一种面向对象分类的企鹅种群无人机影像识别方法

彭楚粤<sup>1</sup> 程 晓<sup>1</sup> 夏林元<sup>2</sup>

1 中山大学测绘科学与技术学院,广东 珠海,519082

2 中山大学地理科学与规划学院,广东 广州,510275

**摘要:**企鹅是南极的代表性生物,监测企鹅的数量及分布对研究南极环境变化有重大意义。以往研究大多基于中高分辨率影像进行企鹅识别,识别精度难以进一步提高,且已有的企鹅种群的时间序列分析都是基于间接识别方法,因此亟需发展基于高分辨率遥感影像的企鹅数量精确识别研究。首先,选取东南极企鹅岛作为研究对象,中国南极科学考察队利用遥感无人机分别于2017-01、2018-01和2019-12对该区域进行航拍观测,获得了厘米级的高分辨率影像。然后,基于面向对象分类法,分别提取了3幅影像的企鹅阴影像元,计算得到企鹅数量,并标记了企鹅栖息地,总体精度达到91%。实验结果表明,企鹅种群动态变化,栖息地分布较固定,但数量出现波动,3幅影像中分别为1 068对、1 003对和1 081对。

**关键词:**企鹅;无人机;高分辨率影像;面向对象;南极

中图分类号:P228

文献标识码:A

收稿日期:2020-10-20

DOI:10.13203/j.whugis20200557

文章编号:1671-8860(2023)04-0550-09

## A Recognizing Method of Penguin Population Using UAV Images Based on Object Oriented Classification

PENG Chuyue<sup>1</sup> CHENG Xiao<sup>1</sup> XIA Linyuan<sup>2</sup>

1 School of Geospatial Engineering and Science, Sun Yat-Sen University, Zhuhai 519082, China

2 School of Geography and Planning, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275, China

**Abstract:** Objectives: Penguins are representative organisms in Antarctica. Monitoring the population and distribution of penguins is significant to study on environmental changes in Antarctica. In the past studies, due to the limitation of medium-high resolution images, the accuracy of penguin recognition is difficult to be further improved, and the existing time series analysis of penguin distribution and population is based on indirect identification method. Methods: The penguin island in East Antarctica was selected as the study area where the Chinese Antarctic scientific research team used remote sensing unmanned aerial vehicle to make aerial observations in 2017-01, 2018-01 and 2019-12, and obtained centimeter-level resolution images. Based on object-oriented classification, the shadow pixels of penguins in 3 images were extracted, the penguin habitats were marked, and the penguin population was calculated. Results and Conclusions: The overall accuracy is 91%, and the results show the dynamic changes of penguin population of which the distribution of penguin habitat was relatively fixed, but the number of penguins fluctuated with 1 068 pairs, 1 003 pairs and 1 081 pairs in 3 images respectively.

**Key words:** penguin; unmanned aerial vehicle (UAV); high resolution image; object oriented; Antarctica

基金项目:国家自然科学基金(41925027)。

第一作者:彭楚粤,硕士,主要从事极地遥感方面的研究。pengchy5@mail2.sysu.edu.cn

通讯作者:程晓,博士,教授。chengxiao9@mail.sysu.edu.cn

阿德利企鹅的栖息地遍布整个南极大陆海岸线,是分布最广、数量最多的企鹅,被认为是南极的象征,其生存和繁衍状况与南极环境变化密切相关,充当着“生物指示剂”的作用<sup>[1-2]</sup>。过去几十年来,在全球变暖的大背景下,南极和南大洋的海洋生态系统一直在发生变化<sup>[3-4]</sup>,包括海洋温度的升高、海洋锋的极移以及海冰范围和季节性的区域对比变化<sup>[5-7]</sup>。文献[8]发现阿蒙森海低气压通过改变风的经向分量使得南极半岛显著变暖。上述研究表明南极生态系统可能迎来剧变,因此监测企鹅(种群数量占南极地区鸟类生物量的 90% 以上<sup>[9]</sup>)的种群动态具有重要意义,有利于及时发现南极重大生态系统环境响应事件,为制定应对措施提供基础数据和理论依据<sup>[10]</sup>。

研究表明,南极半岛北部岛屿上的阿德利企鹅数量正迅速减少,而南极半岛南部<sup>[11-13]</sup>和罗斯海地区<sup>[14-16]</sup>的数量却在增加。阿德利企鹅种群数量和分布的快速变化特性对监测的准确性和实时性提出了更高的要求。然而,受限于环境、气候和人力、物力及时间成本等,难以直接对企鹅重复多次普查以监测种群的连续变化。20世纪 80 年代,通过建立粪便像元数与阿德利企鹅数量之间的线性关系<sup>[17-19]</sup>,卫星遥感第一次被运用于对企鹅种群监测。此后,国内外学者基于这一关系使用监督分类和面向对象等方法提取企鹅粪便区进行栖息地迁移分析<sup>[20]</sup>,或依据企鹅数量和企鹅粪便区域面积之间的相关关系进行数量分析<sup>[21-22]</sup>,如 LaRue 等<sup>[17]</sup>建立了一个具有泊松误差的广义线性混合模型来预测企鹅数量。随着遥感观测技术的提升,多种遥感数据被引入企鹅种群数量及其分布的变化监测中。中分辨率的美国陆地卫星 7 号(Landsat-7)数据通常用于绘制阿德利企鹅在大陆尺度上的数量和分布<sup>[23-24]</sup>,高分辨率卫星图像(IKONOS、Quickbird 和 Worldview 等)可用于单种或多种企鹅类型的遥感监测<sup>[1,13,17,25-26]</sup>。然而,即使在同一幅图像中也存在不同区域企鹅密度相差较大的问题,用上述方法间接得到的企鹅分布及数量具有不确定性。无人机遥感提供的厘米级高分辨率影像使得直接提取企鹅像元成为可能,同时,其具有操作简便、图像分辨率高、可到达人类难以涉足的复杂地形区等优点,解决了以往企鹅研究中人工调查难、影像资料分辨率不高等数据获取方面的困难,为准确识别企鹅像元及后续分析提供了重要保证<sup>[27-28]</sup>。在复杂地形区域,利用无人机航拍影像的

企鹅数量识别精确度高于地面实测<sup>[29-30]</sup>。文献[31]通过融合无人机系统获取的多光谱和热影像,开发了一种半自动化计数企鹅个体的工作流程,并对比人工解译结果,证明了在多数情况下该方法有效,但在种群规模大的情况下可能产生误差。

传统遥感图像信息提取方法没有充分利用语义信息,导致一定程度的错分、漏分现象<sup>[32]</sup>。面向对象的分类方法以对象作为基本处理单元,对象既包含了光谱特征和几何特征等信息,也包含了拓扑信息,同时在光谱域和空间域上实现了统一<sup>[33]</sup>,能够有效减少“椒盐”和同谱异质及同质异谱现象,适用于中、高分辨率影像,尤其可以很好地提高高分辨率遥感影像的分类性能<sup>[34]</sup>。文献[35]基于无人机航拍的高分辨率影像,以南极典型地区为研究对象,采用了面向对象法提取了企鹅数量与分布状况,平均精度达到 91%;文献[36]使用面向对象分类法识别了难言岛企鹅数量,结果表明面向对象法对于彩色影像的识别精度高于黑白影像。

目前,大多数企鹅种群变化监测是基于单次实验结果和历史文献公开数据的结合,如文献[28]用无人机进行了阿德利企鹅和帽带企鹅的种群调查,并对比 1966 年起的历史数据探究企鹅种群数量变化。但是直接引用历史数据难以保证研究区域的完全吻合,不同的实验方法也可能带来一定的误差。还有少量的时空变化分析基于 Landsat 等中、高分辨率影像间接确定企鹅种群分布及规模的变化趋势<sup>[20]</sup>,更注重于定性分析而难以准确进行定量分析。

本文将面向对象分类法应用在无人机航拍影像中,基于中国南极科学考察队在 2017-01—2019-12 近 3 年内获取了 3 幅厘米级东南极企鹅岛的高分辨率影像,通过直接提取企鹅阴影像元,得到了较高精度的分类结果。对该地区的重复观测数据精确揭示了企鹅种群分布及数量的年际动态变化。

## 1 研究区域与数据

### 1.1 研究区域

东南极中山站附近企鹅岛的范围为 76°33'50"E~76°34'40"E,69°20'05"S~69°20'25"S。据 MAPPD 网站 (<http://www.penguinmap.com/mappd>) 的企鹅种群统计资料显示,该区域仅有阿德利企鹅这一种企鹅类型。图 1 为研究区位置,除了沿海的小部分地区外,东南极被冰原

覆盖,仅有的陆生植物为附着在岩石上的地衣、苔藓和藻类,无脊椎动物的种类也很有限,包括线虫、螨虫和螺等。沿海地区是海鸟、企鹅和海豹的栖息地,它们在周围的海洋中觅食,其中海鸟和企鹅在海岸上繁殖。企鹅岛位于埃默里冰架的东南方向(图1中红点),埃默里冰架的融化量变化可能造成企鹅岛附近海域淡水通量变化,影响海洋生态环境,进而影响企鹅的捕食和生存。

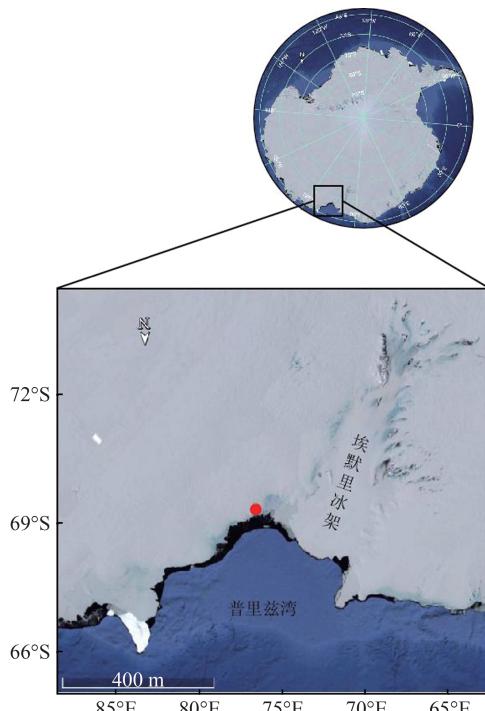


图1 研究区位置(红色点)

Fig.1 Locations of the Study Area (Red Point)

## 1.2 数据来源

本文所用数据均为北京师范大学极地遥感团队使用固定翼无人机航空在阿德利企鹅繁殖季(当年11月至次年2月,南极夏季)拍摄,并经过镶嵌拼接和正射校正等预处理获得,包括2017年、2018年和2019年3幅不同时相的高分辨率企鹅岛影像,如图2所示。第一幅影像拍摄于2017-01-19 20:32,图像分辨率为7 cm;第二幅影像拍摄于2018-01-24 15:00,图像分辨率为5 cm;第三幅图像拍摄于2019-12-15 14:31,图像分辨率为10 cm。在影像中可以看到,阿德利企鹅多分布在裸露的岩石上,与周围地物反差明显,易于区分。

## 2 研究方法

### 2.1 数据预处理

本文实验流程如图3所示,包括数据预处理、影像分割、企鹅阴影像元提取、精度评定和结果分析

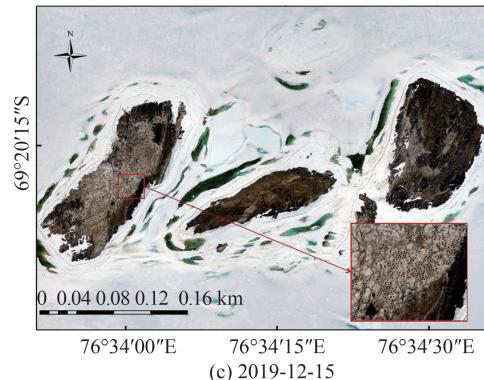
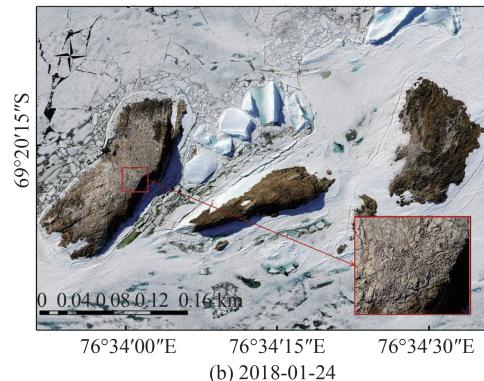
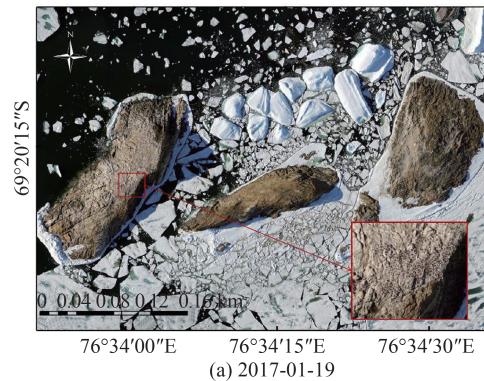


图2 南极企鹅岛无人机航拍影像

Fig.2 UAV Aerial Image of Penguin Island in Antarctica

5个部分。利用ArcGIS软件对影像数据做预处理,再通过目视解译的方法将企鹅密集区提取出来。由于企鹅有聚集分布的特性,且直观上易于将企鹅阴影像元区别于其他地物类型,因此预先提取企鹅密集区可以大幅提高企鹅阴影像元的识别精度。

### 2.2 企鹅阴影像元识别

#### 2.2.1 融合边缘检测的多尺度分割

在多尺度分割前,利用Canny算法对3幅影像做边缘检测。首先利用高斯滤波去除高斯噪声,并根据灰度值变化计算梯度值和梯度方向,保留梯度变化最大值,使边缘的宽度尽可能为一个像素点,再用双阈值法检测和连接边缘。然后使用eCognition软件实现影像数据的Canny边缘检测,重复实验,得到最佳的上阈值为0.3,下阈值为0.12,将Canny边缘提取的结果输出为第四图层。

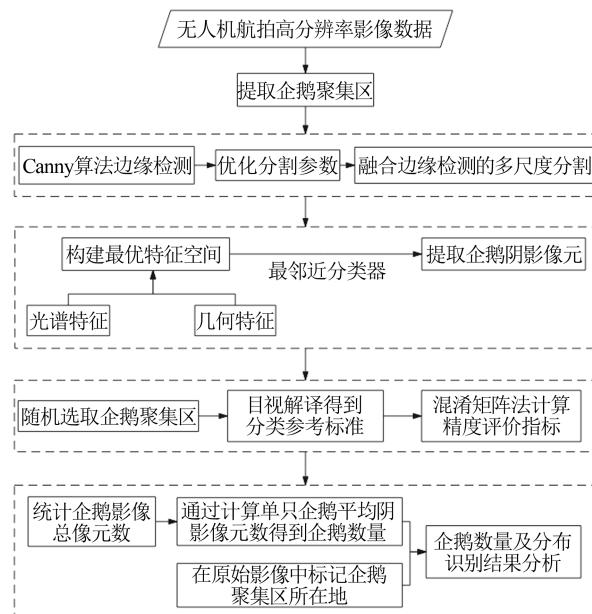


图 3 数据处理流程图

Fig.3 Flowchart of Data Processing

多尺度影像分割以某一像元为起点,自下而上地在不同尺度条件下采用区域合并的方法对同一幅影像进行分割,产生不同层次的分割层,在相邻对象层之间,较小尺度层对较大尺度层存在继承关系<sup>[37]</sup>。区域合并算法最后要达到使分割后影像中所有对象的平均异质性最小的目的,包括光谱异质性和空间异质性。影像对象的异质性  $f$  依据光谱信息权重  $W_{\text{color}}$ 、形状信息权重  $W_{\text{shape}}$ 、光谱异质性值  $h_{\text{color}}$  和形状异质性值  $h_{\text{shape}}$  进行计算,公式如下:

$$f = W_{\text{color}} \cdot h_{\text{color}} + W_{\text{shape}} \cdot h_{\text{shape}} \quad (1)$$

$$h_{\text{color}} = \sum_c w_c [n_{\text{Merge}} \cdot \sigma_c^{\text{Merge}} - (n_{\text{obj1}} \cdot \sigma_c^{\text{obj1}} + n_{\text{obj2}} \cdot \sigma_c^{\text{obj2}})] \quad (2)$$

$$h_{\text{shape}} = w_{\text{compact}} \cdot h_{\text{compact}} + (1 - w_{\text{compact}}) h_{\text{smooth}} \quad (3)$$

$$h_{\text{smooth}} = n_{\text{Merge}} \cdot \frac{l_{\text{Merge}}}{b_{\text{Merge}}} - (n_{\text{obj1}} \cdot \frac{l_{\text{obj1}}}{b_{\text{obj1}}} + n_{\text{obj2}} \cdot \frac{l_{\text{obj2}}}{b_{\text{obj2}}}) \quad (4)$$

$$h_{\text{compact}} = n_{\text{Merge}} \cdot \frac{l_{\text{Merge}}}{\sqrt{n_{\text{Merge}}}} - (n_{\text{obj1}} \cdot \frac{l_{\text{obj1}}}{\sqrt{n_{\text{obj1}}}} + n_{\text{obj2}} \cdot \frac{l_{\text{obj2}}}{\sqrt{n_{\text{obj2}}}}) \quad (5)$$

式中,  $w_c$  为分割合并波段的权重;  $n$  为对象包含的像元数目;  $\sigma_c$  为对象内部像元值的标准差;  $w_{\text{compact}}$  为紧密度权重;  $h_{\text{compact}}$  和  $h_{\text{smooth}}$  分别为紧密度因子和光滑度因子;  $l$  为多边形边长;  $b$  为同面积多边形的最小边长。各权重取值范围为 0~1, 且  $W_{\text{color}} + W_{\text{shape}} = 1$ ;  $\text{obj1}$ 、 $\text{obj2}$  表示待分割的两个对象。

使用 eCognition 软件将 Canny 边缘检测结果融合到多尺度影像分割中,边缘波段权重与无人机航拍影像的 3 个波段权重均设为 1。重复多次实验,不断调试并优化参数,最终确定 2017-01-19 和 2018-01-24 影像数据的尺度参数、形状因子权重和紧致度因子权重分别为 15、0.1、0.5;2019-12-15 影像数据的尺度参数、形状因子权重和紧致度因子权重分别为 12、0.1、0.7。

## 2.2.2 面向对象分类

目前面向对象影像分析方法还没有广泛应用于企鹅阴影像元的提取上,尚未形成一套公认且成熟的特征空间选择。本文在构建最优特征空间时,基于目标地物的特性,兼顾光谱特征和几何特征,主要探究企鹅阴影与岩石阴影的区分方法。经多次重复实验后,3 幅无人机航拍影像数据选定了以下特征用于构建特征空间: 2017-01-19 和 2018-01-24 的影像选取了均值、亮度、标准差、对于邻域的平均差分和形状指数作为分类依据; 2019-12-15 的影像中,企鹅阴影更加规则,因此将边界指数加入分类考量。将上述特征应用到各类地物上,在影像中尽可能均匀地采集训练样本,创建训练样本集,完成特征空间的构建。然后在 eCognition 软件中执行分类,分类完成后将结果输出为矢量格式,同时输出类别名称信息作为对象属性,最后在 ArcGIS 软件中按属性提取企鹅阴影像元。

## 2.3 精度评定

以准确率、召回率和综合评价指数  $F_\beta$  作为评价标准,在 3 幅影像中各随机选取 3 个企鹅聚集区作为精度评价样区,共计 9 个样区,使其在包含充足企鹅阴影像元提取信息的前提下尽可能均匀分布在影像中。本文中的分类结果为面向对象法提取的企鹅阴影像元,参考样本为通过目视解译选中的企鹅阴影像元。综合评价指数  $F_\beta$  是召回率和准确率的加权调和平均,计算如下:

$$F_\beta = \frac{(1 + \beta^2) \cdot R_p \cdot R_r}{\beta^2 \cdot R_p + R_r} \times 100\% \quad (6)$$

$$R_p = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}} \times 100\% \quad (7)$$

$$R_r = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}} \times 100\% \quad (8)$$

式中,  $R_p$  为准确率;  $R_r$  为召回率;  $N$  表示数量;  $\beta$  为权重因子;  $\text{TP}$ (true positive) 表示实际为企业阴影像元同时被正确识别的像元;  $\text{FN}$ (false negative) 表示实际为企业阴影像元但没有被提取的像元;  $\text{FP}$ (false positive) 表示实际不是企业阴影像元但

被错误提取的像元;TN(true negative)表示实际不是企鹅阴影像元且没有被提取的像元。本文中准确率和召回率具有同样的重要性,故设 $\beta$ 值为1。

#### 2.4 企鹅数量计算

对于得到的企鹅阴影像元提取结果,计算每只企鹅平均阴影像元数,根据企鹅阴影像元总数求得企鹅数目为:

$$P = \frac{H \cdot W}{D^2 \tan \alpha} \quad (9)$$

式中, $H$ 为阿德利企鹅的平均高度; $W$ 为阿德利企鹅的平均胸围; $D$ 为影像分辨率; $\alpha$ 为太阳高度角。历史资料表明,阿德利企鹅的平均高度为53.5 cm,平均胸围为20 cm。 $\alpha$ 的计算如下:

$$\alpha = 90^\circ - Z \quad (10)$$

$$\cos Z = \sin \theta \sin \delta + \cos \theta \cos \delta \cos \omega \quad (11)$$

$$\omega = l_d - l \quad (12)$$

式中, $Z$ 为太阳天顶角; $\theta$ 为当地纬度; $\omega$ 为太阳时角; $l_d$ 为太阳直射点经度; $l$ 为当地经度; $\delta$ 为当日太阳赤纬角,计算如下:

$$\begin{aligned} \delta &= 0.006981 - 0.399912 \cos b + \\ &0.070257 \sin b - 0.006758 \cos(2b) + \\ &0.000907 \sin(2b) - 0.002697 \cos(3b) + \\ &0.00148 \sin(3b) \end{aligned} \quad (13)$$

$$b = \frac{2\pi(N_d - 1)}{365} \quad (14)$$

式中, $N_d$ 为年积日。

### 3 结果与分析

#### 3.1 边缘检测对多尺度分割的优化效果

以往的研究中,通常以单纯的多尺度影像分割结果作为后续面向对象分类的依据,然而本文所用的无人机航拍影像数据的分辨率远高于常见的中高分辨率影像数据,其中包含的大量信息使得多尺度影像分割实验出现了过度分割的现象。绝大多数岩石阴影本身具有比企鹅阴影面积更大的特性,但是被分割的过于细碎的岩石阴影对象反而失去了这一几何特征,增加了其区别于企鹅阴影对象的难度。此外,过度分割还导致企鹅阴影对象的像元数少于企鹅阴影像元的真实数目,影响企鹅数量识别精度。因此,本文在影像分割时融合了边缘检测技术,融合前后的分割结果如图4所示。图4中,红框①、②表明加入Canny边缘检测算法后,原本被过度分割的同类地物更倾向于被分入同一对象中,单个对象内部

更加完整平滑,具有更均一的性质;红框③、④表明原本没有被完整分入企鹅阴影对象的像元也被包含进去了,有效减小了企鹅阴影像元被遗漏的概率;红框⑤表明融合算法的分割更规则,更贴合同类地物的形状,突出了对象的几何特征,多尺度分割的性能有较大提升。

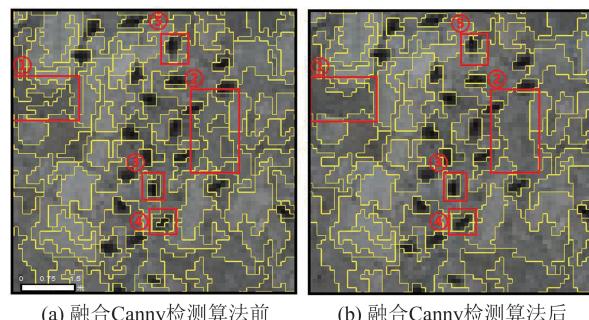


图4 融合Canny检测算法前后的多尺度分割结果对比

Fig.4 Comparison of Multi-scale Segmentation Results Before and After Fusion of Canny Detection Algorithm

#### 3.2 企鹅阴影像元识别结果

经计算得到2017-01-19、2018-01-24和2019-12-15的影像包含企鹅数量分别为1 068对、1 003对和1 081对,其中2017-01和2019-12的企鹅数量相差不大,但2018-01测得的企鹅数量出现明显下降。如图5所示,MAPPD网站基于贝叶斯模型模拟了研究区1982—2014年的阿德利企鹅数量趋势曲线(<http://www.penguinmap.com/mapppd>),蓝色区域表示95%置信区间,该模型显示阿德利企鹅数量呈波动上升趋势,与本文实验结果基本吻合。有研究也表明,阿德利企鹅的数量不是稳定不变的,而是波动的,一年时间内出现异常值的情况是常见现象,且异常的增减趋势可能持续多年<sup>[38]</sup>。

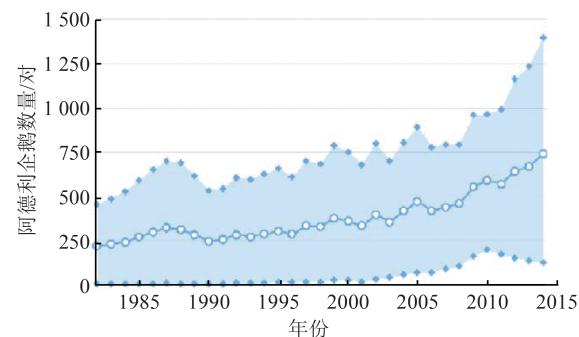


图5 MAPPD网站贝叶斯模型模拟的研究区企鹅种群数量年际变化图(蓝色区域为95%置信区间)

Fig.5 MAPPD's Bayesian Model Simulates a Yearly Variation of Penguin Populations in the Study Area (95% Confidence Intervals Shown in Blue Area)

图 6 展示了企鹅阴影的提取结果(红色像元),黄色方框为精度评价样区。由图 6 可知,近 3 年间企鹅密集区域的分布情况十分相近,只在极小范围内有变动,说明阿德利企鹅在每年的繁殖地选择上有很强的延续性,并且在这一时间段内企鹅岛没有受到如重大自然灾害等的影响,为阿德利企鹅的繁衍提供了较为稳定的环境。阿德利企鹅更倾向于聚集在地形较为平坦、靠近冰面的裸露的岩体上,以便于它们产卵、孵化和附近海域冰面融化后的觅食。其中地势因素更为重要,在地势高低起伏的岩石区难以发现企鹅的踪迹。

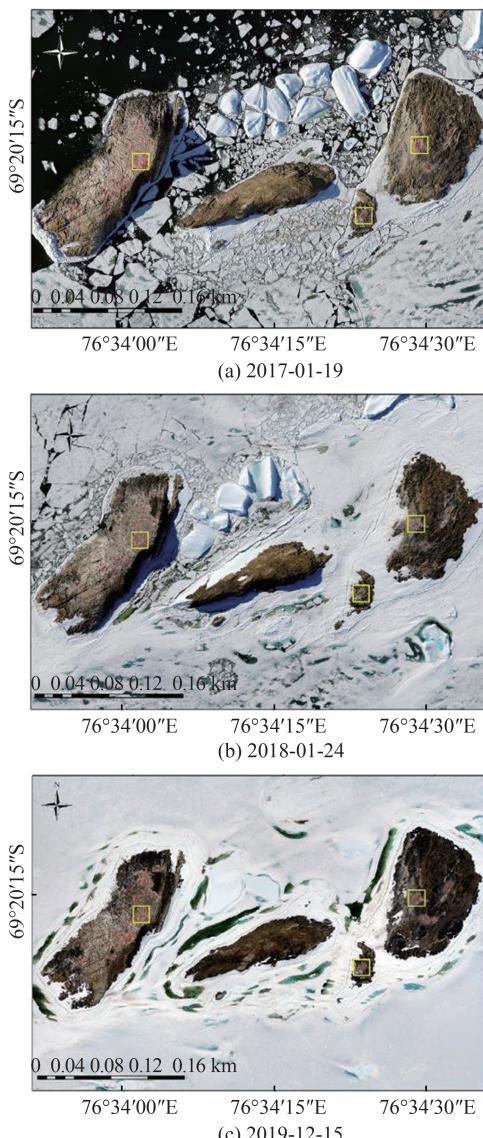


图 6 企鹅阴影像元提取结果

Fig.6 Extraction Results of Penguin Shadow Pixels

影响阿德利企鹅数量的因素有很多,包括气候变化、磷虾数量、浮游生物量、海冰范围和人类活动等。阿德利企鹅种群数量的增长率与冬季

海冰峰值呈明显的正相关关系,与夏季海冰峰值呈弱相关<sup>[38]</sup>。人类活动的增加带来的一个影响是更频繁大量地捕食鱼类,其中一些鱼类和阿德利企鹅存在竞争关系,这些鱼类数量的减少会让磷虾资源更为丰富,导致阿德利企鹅数量增加。

### 3.3 识别精度评价

图 7 展示了局部企鹅阴影像元提取结果,表 1 为精度评定结果。

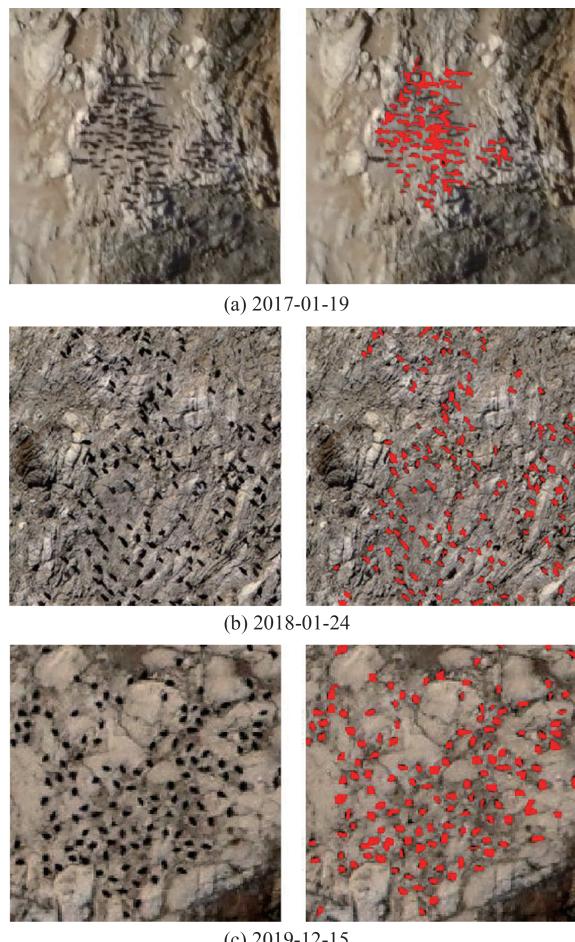


图 7 局部企鹅阴影像元提取结果

Fig.7 Results of Local Penguin Shadow Pixel Extraction

由表 1 可知,面向对象分类法提取的企鹅阴影像元精度可达 91%,其中,2019 年的分类精度明显高于 2017 年和 2018 年的,达到 94%。造成这一差异的原因为 2019 年影像数据的拍摄时间更佳,12 月较 1 月太阳赤纬角更大,且拍摄时间更接近 12:00。由图 7 可知,太阳高度角与企鹅阴影像元的光谱和几何特征密切相关。太阳高度角越大,每对企鹅所占阴影像元面积越小,同时辐射能量也越强,阴影像元和其他地物像元对比更强烈。小太阳高度角下,企鹅阴影拖尾长,一是增加了与常呈现细长条状的岩石阴影混淆的概率,召回率远高于准确率,即表明在面向对象

表1 精度评定结果  
Tab.1 Result of Accuracy Evaluation

年份	样区	分类提取结果	目视解译结果	$N_{TP}$	$N_{FP}$	$N_{FN}$	准确率/%	召回率/%	$F_\beta/\%$
2017年	1	21 239	19 043	19 078	3 361	1 165	85	94	89
	2	1 453	1 302	1 257	196	45	86	96	91
	3	3 864	3 560	3 236	528	324	84	91	87
平均							85	94	89
2018年	1	15 675	14 174	13 723	1 952	451	87	97	92
	2	1 244	1 102	1 046	198	56	84	95	89
	3	3 552	3 384	3 078	474	216	86	93	89
平均							86	95	90
2019年	1	14 309	13 207	12 985	1 324	222	91	98	94
	2	1 172	1 094	1 059	113	35	90	97	93
	3	3 585	3 281	3 281	257	0	93	100	96
平均							91	98	94
总体平均							87	96	91

分类过程中将岩石阴影像元误分为企鹅阴影像元的现象比漏分企鹅像元的现象更为常见,成为误差主要来源;二是增加了两对企鹅间相互遮挡的概率,在2018年和2019年的提取结果中,极少出现企鹅阴影像元重叠的情况,而在2017年的提取结果中则较为常见,这可能导致企鹅数量被低估。

## 4 结语

本文基于无人机航拍的高分辨率影像,采用面向对象分类方法,分别提取了2017—2019年3个时相影像的企鹅阴影像元,识别了企鹅聚集区,并在计算单只企鹅所占阴影像元后,求得了企鹅数量,获得了企鹅种群的动态变化趋势。该方法可以为南极地区生态环境监测提供科学依据。本文主要研究结论如下:(1)相较于卫星遥感影像,厘米级分辨率的无人机航拍影像在多尺度分割中容易出现过度分割,造成企鹅对象无法完整包含企鹅阴影像元和其他地物类型被分割的过于细碎的现象。将Canny边缘检测算法加入多尺度分割可有效减少过度分割的现象,减少冗余并提升后续的分类速度和分类精度。(2)分类实验取得了很高的精度,总体精度达91%,表明无人机航拍技术有利于企鹅阴影像元的准确提取。加上无人机还有机动性强、操作简便的特点,适用于南极地区复杂的气候和地形特征,使用遥感无人机进行企鹅数量和分布的动态监测具有很好的前景。(3)企鹅聚集地分布较为稳定,且企鹅倾向于选择平坦裸露的岩石进行繁衍。这种繁殖地选择上的延续性有利于长时间的企

鹅数量检测,为预处理过程中的目视提取企鹅密集区节省了时间,并且很大程度上保证了结果的准确性。2017-01和2019-12的企鹅数量相当且略有上升,而2018-01的企鹅数量则出现明显下降。(4)结合提取结果图和精度评定结果发现,由于缺少既定的特征空间构建方法,即使经过多次调试后,仍然有较多岩石阴影像元被误分为企鹅阴影像元。在接下来的研究中,可以继续从光谱、几何、纹理特征中排列组合做分类实验,还可以研究两种地物在不同波段间的特征的变化规律,以构建更加高效准确的特征空间。

## 参 考 文 献

- [1] Lynch H J, LaRue M A. First Global Census of the Adélie Penguin [J]. *The Auk*, 2014, 131 (4) : 457-466.
- [2] Taylor R, Wilson P. Recent Increase and Southern Expansion of Adelie Penguin Populations in the Ross Sea, Antarctica, Related to Climatic Warming [J]. *New Zealand Journal of Ecology*, 1990, 14: 25-29.
- [3] Turner J, Barrand N E, Bracegirdle T J, et al. Antarctic Climate Change and the Environment: An Update [J]. *Polar Record*, 2014, 50(3): 237-259.
- [4] Turner J, Bindschadler R, Convey P, et al. Antarctic Climate Change and the Environment: A Contribution to the International Polar Year 2007—2008 [J]. *Scientific Committee on Antarctic Research Scott Polar Research Institute*, 2009, 83 (11) : 49-50.
- [5] Böning C W, Dispert A, Visbeck M, et al. The Response of the Antarctic Circumpolar Current to Re-

- cent Climate Change [J]. *Nature Geoscience*, 2008, 1(12): 864–869.
- [6] Bracegirdle T J, Connolley W M, Turner J. Antarctic Climate Change over the Twenty First Century [J]. *Journal of Geophysical Research*, 2008, 113 (D3): D03103.
- [7] Stammerjohn S, Massom R, Rind D, et al. Regions of Rapid Sea Ice Change: An Inter-Hemispheric Seasonal Comparison [J]. *Geophysical Research Letters*, 2012, 39(6): L06501.
- [8] Turner J, Marshall G J, Clem K, et al. Antarctic Temperature Variability and Change from Station Data [J]. *International Journal of Climatology*, 2020, 40(6): 2986–3007.
- [9] Sun Weiping, Cai Minghong, Wang Haiyan, et al. Distribution and Reproductive Behavior of Penguins on Ardley Island and Their Environmental Impact Factors [J]. *Chinese Journal of Polar Research*, 2010, 22(1): 33–41. (孙维萍, 蔡明红, 王海燕, 等. 阿德雷岛企鹅种群分布、繁殖行为及其环境影响因子分析[J]. 极地研究, 2010, 22(1): 33–41.)
- [10] Dias M P, Warwick-Evans V, Carneiro A B, et al. Using Habitat Models to Identify Marine Important Bird and Biodiversity Areas for Chinstrap Penguins Pygoscelis Antarcticus in the South Orkney Islands [J]. *Polar Biology*, 2019, 42(1): 17–25.
- [11] Trivelpiece W Z, Hinke J T, Miller A K, et al. Variability in Krill Biomass Links Harvesting and Climate Warming to Penguin Population Changes in Antarctica [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2011, 108(18): 7625–7628.
- [12] Sailley S F, Ducklow H W, Moeller H V, et al. Carbon Fluxes and Pelagic Ecosystem Dynamics near Two Western Antarctic Peninsula Adélie Penguin Colonies: An Inverse Model Approach [J]. *Marine Ecology Progress Series*, 2013, 492: 253–272.
- [13] Lynch H J, Naveen R, Trathan P N, et al. Spatially Integrated Assessment Reveals Widespread Changes in Penguin Populations on the Antarctic Peninsula [J]. *Ecology*, 2012, 93(6): 1367–1377.
- [14] Ainley D G, Clarke E D, Arrigo K, et al. Decadal-Scale Changes in the Climate and Biota of the Pacific Sector of the Southern Ocean, 1950s to the 1990s [J]. *Antarctic Science*, 2005, 17(2): 171–182.
- [15] Ainley D, Russell J, Jenouvrier S, et al. Antarctic Penguin Response to Habitat Change as Earth's Troposphere Reaches 2 °C Above Preindustrial Levels [J]. *Ecological Monographs*, 2010, 80(1): 49–66.
- [16] Chen X T, Cheng X, Zhang B G, et al. Lagged Response of Adélie Penguin (*Pygoscelis Adeliae*) Abundance to Environmental Variability in the Ross Sea, Antarctica [J]. *Polar Biology*, 2020, 43(11): 1769–1781.
- [17] LaRue M A, Lynch H J, Lyver P B, et al. A Method for Estimating Colony Sizes of Adélie Penguins Using Remote Sensing Imagery [J]. *Polar Biology*, 2014, 37(4): 507–517.
- [18] Schwaller M R, Benninghoff W S, Olson C E. Prospects for Satellite Remote Sensing of Adelie Penguin Rookeries [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1984, 5(5): 849–853.
- [19] Schwaller M R, Olson C E, Ma Z, et al. A Remote Sensing Analysis of Adélie Penguin Rookeries [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1989, 28: 199–206.
- [20] Shen Xiaoyi, Ke Changqing, Zhang Jie. Analysis of Antarctic Emperor Penguins Colonies Changes Based on Remote Sensing [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2017, 19(8): 1132–1140. (沈校熠, 柯长青, 张杰. 南极帝企鹅种群栖息地动态变化遥感分析[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(8): 1132–1140.)
- [21] Fretwell P T, Larue M A, Morin P, et al. An Emperor Penguin Population Estimate: The First Global, Synoptic Survey of a Species from Space [J]. *PLoS One*, 2012, 7(4): e33751.
- [22] Woehler E J, Riddle M J. Spatial Relationships of Adélie Penguin Colonies: Implications for Assessing Population Changes from Remote Imagery [J]. *Antarctic Science*, 1998, 10(4): 449–454.
- [23] Lynch H J, Schwaller M R. Mapping the Abundance and Distribution of Adélie Penguins Using Landsat-7: First Steps Towards an Integrated Multi-sensor Pipeline for Tracking Populations at the Continental Scale [J]. *PLoS One*, 2014, 9(11): e113301.
- [24] Mathew R, Schwaller D. Continental-Scale Mapping of Adélie Penguin Colonies from Landsat Imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 139: 353–364.
- [25] Mustafa O, Pfeifer C, Peter H U, et al. Pilot Study on Monitoring Climate-Induced Changes in Penguin Colonies in the Antarctic Using Satellite Images [M]//Berlin :Federal Environment Agency, 2012.
- [26] LaRue M A, Ainley D G, Swanson M, et al. Climate Change Winners: Receding Ice Fields Facilitate Colony Expansion and Altered Dynamics in an Adélie Penguin Metapopulation [J]. *PLoS One*, 2013, 8(4): e60568.

- [27] Korczak-Abshire M, Zmarz A, Rodzewicz M, et al. Study of Fauna Population Changes on Penguin Island and Turret Point Oasis (King George Island, Antarctica) Using an Unmanned Aerial Vehicle[J]. *Polar Biology*, 2019, 42(1): 217-224.
- [28] Krüger L, Jouanneau W, et al. Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Survey of the Antarctic Shag (Leucocarbo Bransfieldensis) Breeding Colony at Harmony Point, Nelson Island, South Shetland Islands [J]. *Polar Biology*, 2020, 43(2): 187-191.
- [29] Norton-Griffiths M. Reducing Counting Bias in Aerial Censuses by Photography [J]. *African Journal of Ecology*, 1974, 12(3): 245-248.
- [30] Lowry M S. Counts of California Sea Lion (*Zalophus Californianus*) Pups from Aerial Color Photographs and from the Ground: A Comparison of Two Methods [J]. *Marine Mammal Science*, 1999, 15(1): 143-158.
- [31] Bird C N, Dawn A H, Dale J L, et al. A Semi-automated Method for Estimating Adélie Penguin Colony Abundance from a Fusion of Multispectral and Thermal Imagery Collected with Unoccupied Aircraft Systems[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22): 3692.
- [32] Xiong Dengliang, Chen Fangyi. One Method of Using UAV Image to Generate High Resolution DEM in Mountain Plateau[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2014, 37(1): 127-128. (熊登亮, 陈舫益. 采用无人机影像生成高原山区高精度DEM的一种方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2014, 37(1): 127-128.)
- [33] Chen Yunhao, Feng Tong, Shi Peijun, et al. Classification of Remot Sensing Image Based on Object Oriented and Class Rules[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(4): 316-320. (陈云浩, 冯通, 史培军, 等. 基于面向对象和规则的遥感影像分类研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2006, 31(4): 316-320.)
- [34] Han Shanshan, Li Haitao, Gu Haiyan. The Study on Land Use Change Detection Based on Object-Oriented Analysis[J]. *Remote Sensing Information*, 2009, 24(3): 23-29. (韩闪闪, 李海涛, 顾海燕. 面向对象的土地利用变化检测方法研究[J]. 遥感信息, 2009, 24(3): 23-29.)
- [35] Ji Ming, Zhang Baogang, Zhang Yuanyuan, et al. Sizing and Trend Analysis of Penguin Numbers in Antarctic from High Resolution Photography by Unmanned Aerial Vehicles[J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2019, 55(1): 25-35. (冀明, 张宝钢, 张媛媛, 等. 南极企鹅数量识别及变化趋势分析: 基于无人机航拍的高分辨率影像[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2019, 55(1): 25-35.)
- [36] He H, Cheng X, Li X L, et al. Aerial Photography Based Census of Adélie Penguin and Its Application in CH<sub>4</sub> and N<sub>2</sub>O Budget Estimation in Victoria Land, Antarctic[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 12942.
- [37] Wang Qiulai. Study on Object-Oriented Remote Sensing Image Classification and Its Application — Taking Urban Vegetation Extraction in Futian, Shenzhen City for Example [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2008. (汪求来. 面向对象遥感影像分类方法及其应用研究: 以深圳市福田区植被提取为例[D]. 南京: 南京林业大学, 2008.)
- [38] Che-Castaldo C, Jenouvrier S, Youngflesh C, et al. Pan-Antarctic Analysis Aggregating Spatial Estimates of Adélie Penguin Abundance Reveals Robust Dynamics Despite Stochastic Noise [J]. *Nature Communications*, 2017, 8: 832.