

# 基于深度学习的中华白海豚照片个体识别

## Photo Identification of Chinese White Dolphin Based on Deep Learning

指导老师：范衡

报告人：冯靖安

- 一、绪论
- 二、数据集的建立
- 三、基于深度学习的照片个体识别
- 四、基于群信息的背鳍个体识别
- 五、中华白海豚识别软件
- 六、总结与展望

# 一、绪论——研究背景与意义

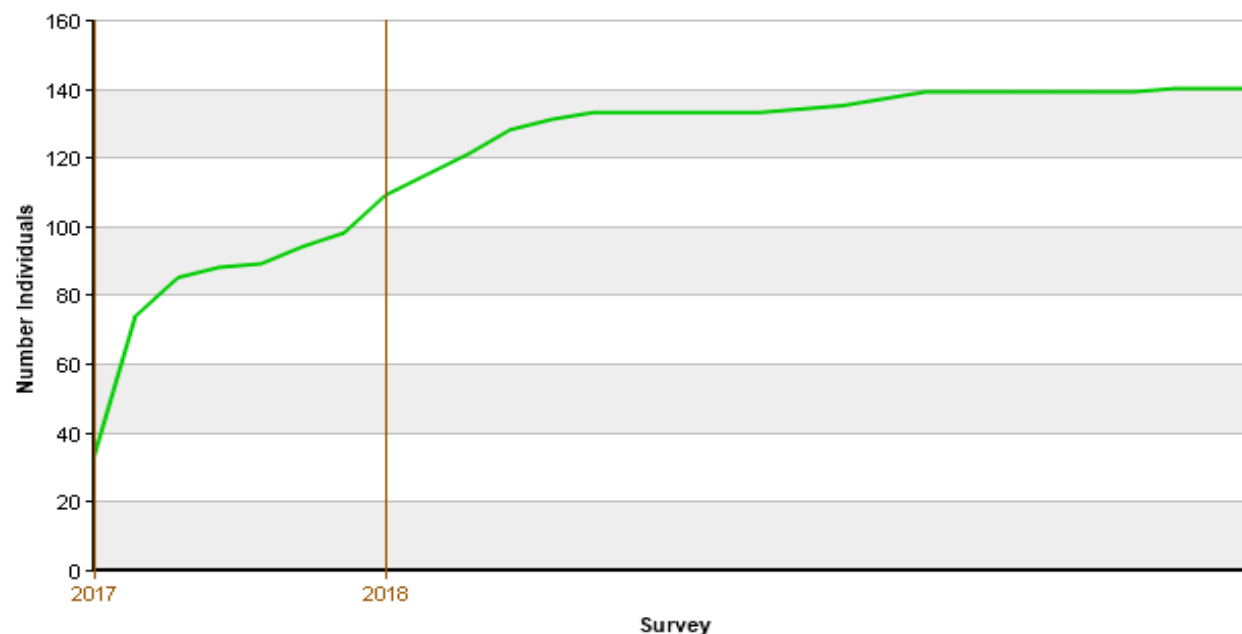


实地拍摄场景



广西钦州白海豚的目击位点分布图

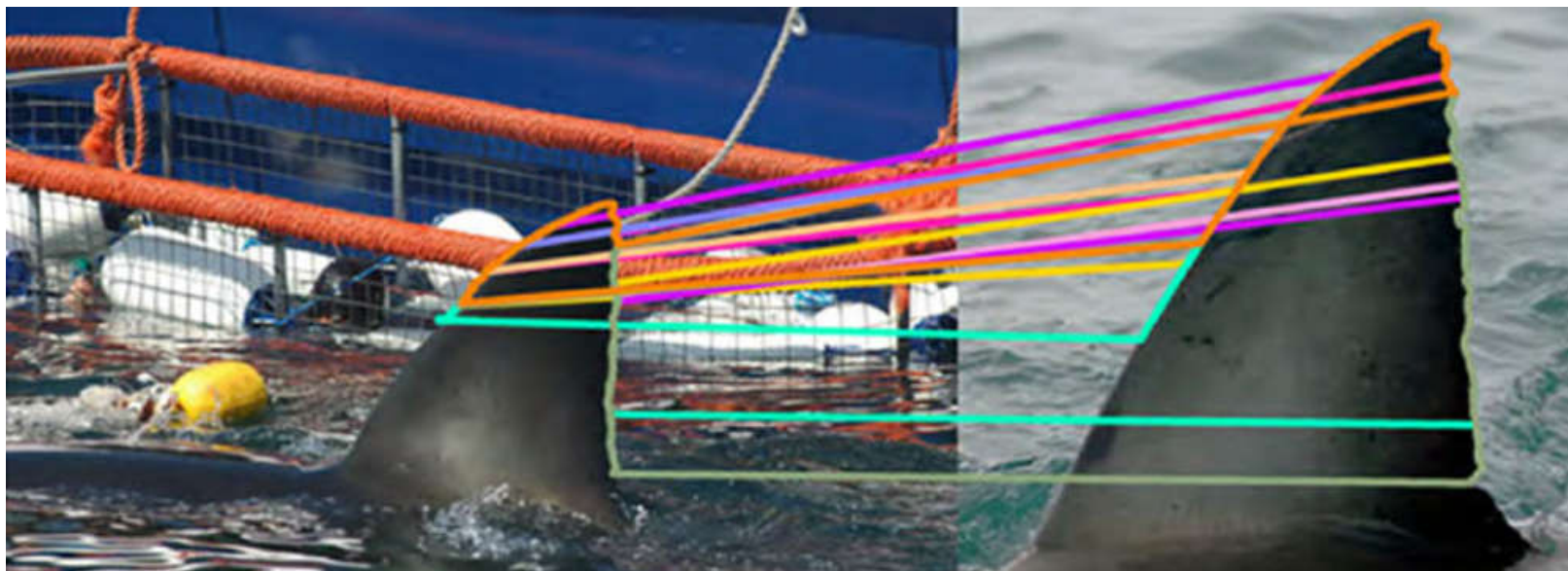
结合其他数据收集技术，如GPS、水温等，**长期的照片个体识别**可以让我们对动物种群**的人口统计数据、生活史、运动方式和社会结构**有更深入细微的了解，尤其是对于无法接近的自由生活的动物如鲸豚类动物 [1]



广西钦州白海豚已识别个体发现累积曲线

[1] Wiirsig B, Jefferson T A. Methods of photo-identification for small cetaceans[J]. Reports of the International Whaling Commission, 1990, 12: 43-52.

# 一、绪论——研究背景与意义



大白鲨



中华白海豚

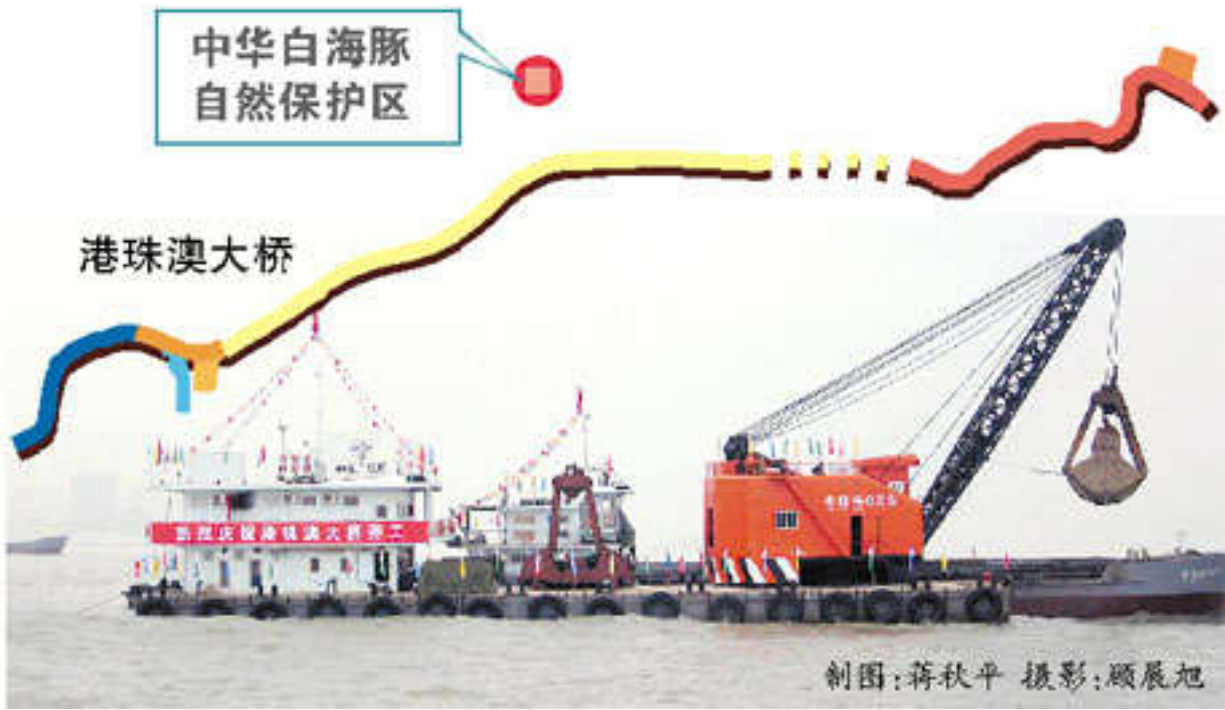
在所有海洋动物中，中华白海豚以其成长过程中**独特多样的颜色和斑点**而著称，这让他们成为**照片个体识别的理想物种** [2]

[2] Jefferson T A, Karczmarski L. *Sousa chinensis*[J]. Mammalian species, 2001, 2001(655): 1-9.



# 一、绪论——研究背景与意义

与其他鲸豚类动物相比，**中华白海豚**在地理上的可及性、生物学特性、生态功能以及文化地位，使得它**具有更高的研究和社会关注度**



### 大桥兴建让白海豚面临三大威胁

#### 施工噪音

4~8 月份是中华白海豚的繁殖高峰期，噪音干扰可能会导致它们母子失散。

#### 悬浮物

悬浮物扩散将使污染物在海豚体内聚集，破坏其健康引起后代畸形。

#### 施工船舶

来往船舶增多，繁殖期白海豚父母会“高兴过头”，躲避船只能力下降。

### 施工方增加预算多方面下功夫

深水区桥墩数量减少 270 个

人工岛变身蚝贝形漂于海上

观豚员每天瞭望白海豚身影

施工船舶必须严格限速行驶

港珠澳大桥建设与中华白海豚保护的矛盾

# 一、绪论——研究背景与意义

## 现状

- ① 在中国已经有超过8个确认的种群被不同的研究团队用不同的研究手段进行研究
- ② 最大的一个位于珠江口的种群，其种群数量呈下降趋势，可见对中华白海豚的保护效率仍然有限



## 目标

一项国家行动计划（2017-2026年）被启动，旨在：

- ① 转变中华白海豚的灭绝风险并提高对其的保护效率
- ② 鼓励学科内和学科间打破业务障碍，合作保护管理



## 细化

为了提高保育研究的效益：

- ① 需要提高中华白海豚照片个体识别的效率，让海洋生物学家有更多时间进行户外研究，
- ② 需要实现数据处理的标准化，促进不同团队间的合作



## 方法

自动化的中华白海豚照片个体识别



# 一、绪论——国内外研究现状



鲸豚类动物的照片个体识别的数据集:

OBIS-SEAMAP [3] 是一个以地理坐标为主的在线数据库, 汇总了来自全球的海洋哺乳动物、海鸟、海龟、鲑鱼和鲨鱼的观测数据, 其中包括少数几个用于照片个体识别的数据集, 但图片质量和图片数量并不利于算法开发

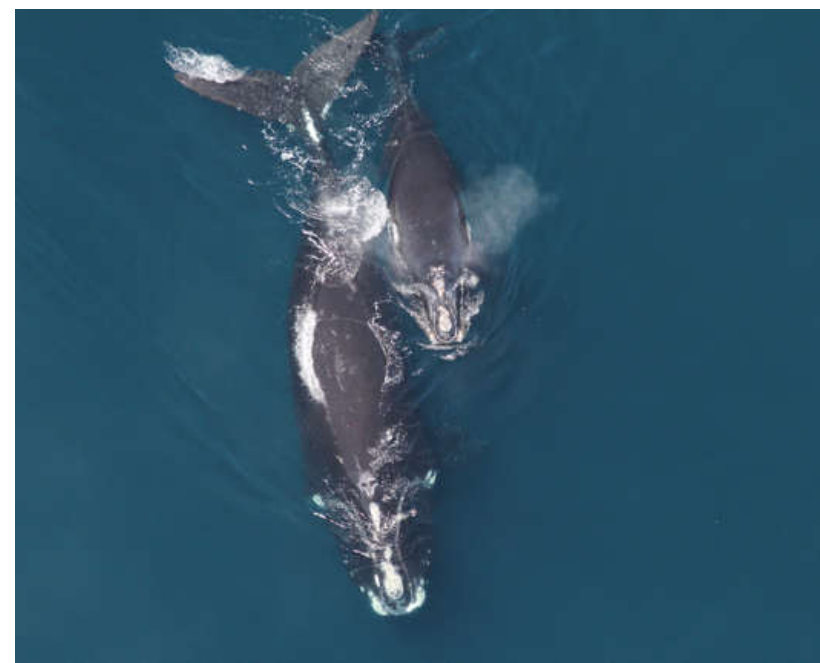
据我们了解, 现有的关于海洋哺乳动物的用于照片个体识别算法竞赛的公开数据集只有以下3个:



LifeCLEF 2016 [4]  
座头鲸尾鳍数据集



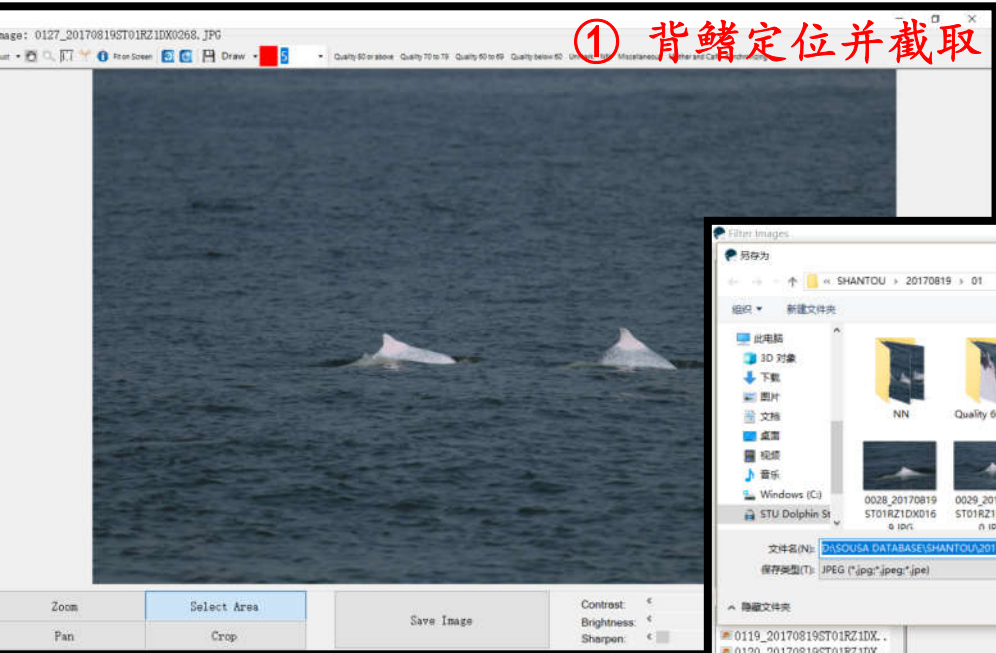
Kaggle: Humpback Whale  
Identification Challenge [5]  
座头鲸尾鳍数据集



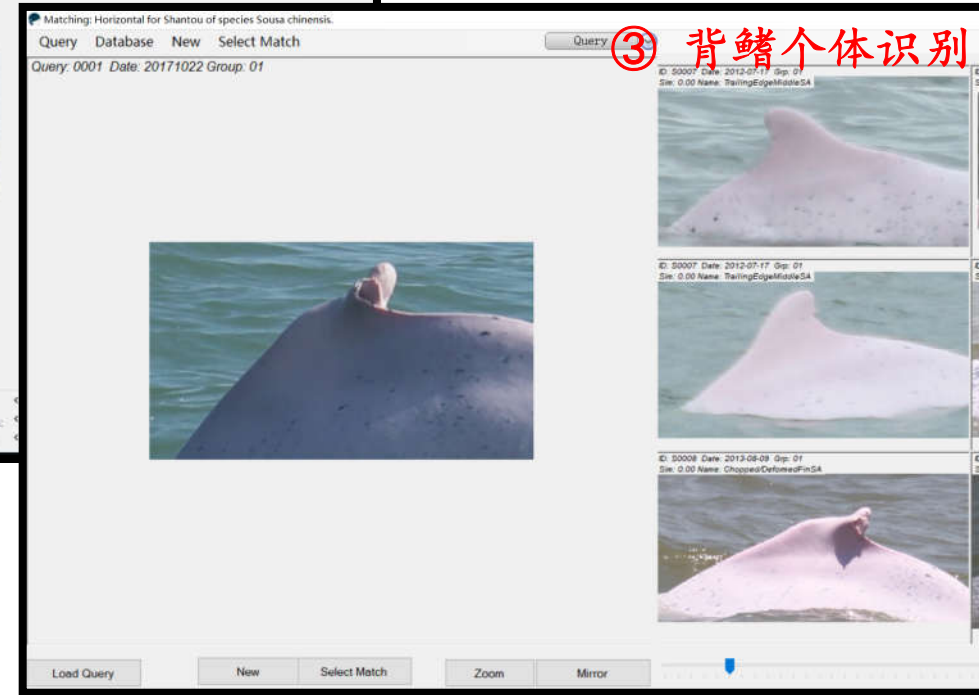
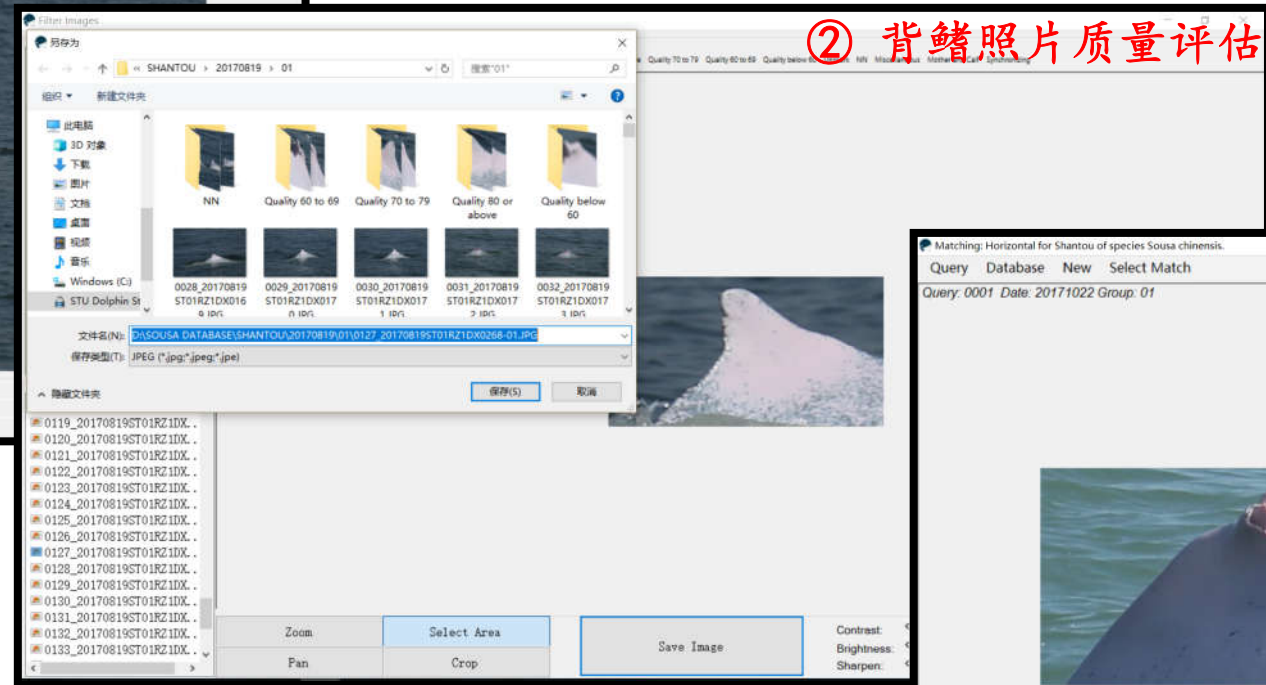
Kaggle: Right Whale Recognition [6]  
露脊鲸数据集

# 一、绪论——国内外研究现状

鲸豚类动物的照片个体识别的方法: (1) 手工识别, (2) 计算机识别



通过Discovery软件[7]进行手工识别的步骤

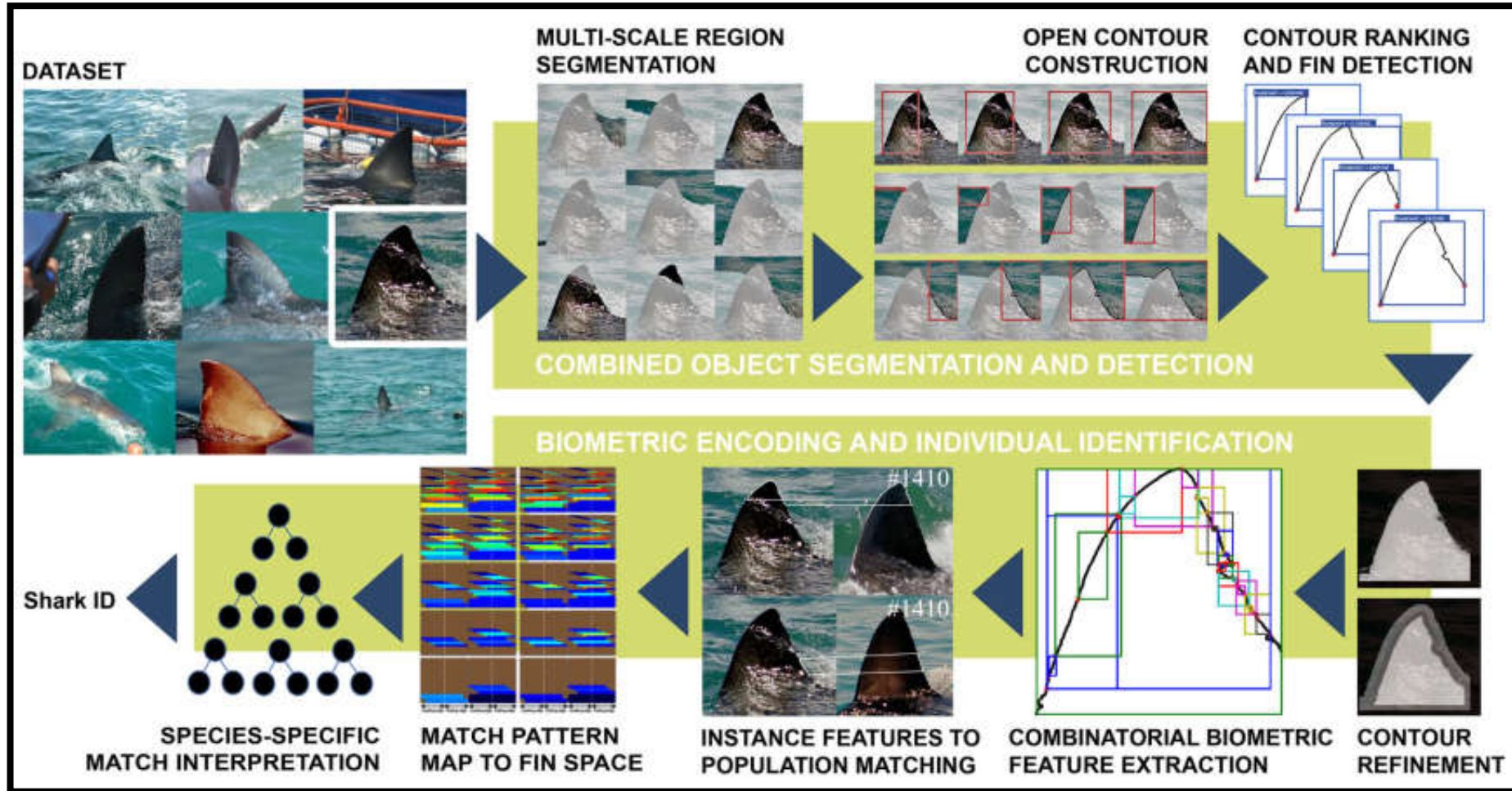


[7] Gailey G, Karczmarski L. DISCOVERY: A photo-identification data management system for individually recognizable animals[J]. The Swire Institute of Marine Science, The University of Hong Kong, 2012.



# 一、绪论——国内外研究现状

鲸豚类动物的照片个体识别的方法：(1) 手工识别，(2) 计算机识别——基于鳍曲线的方法

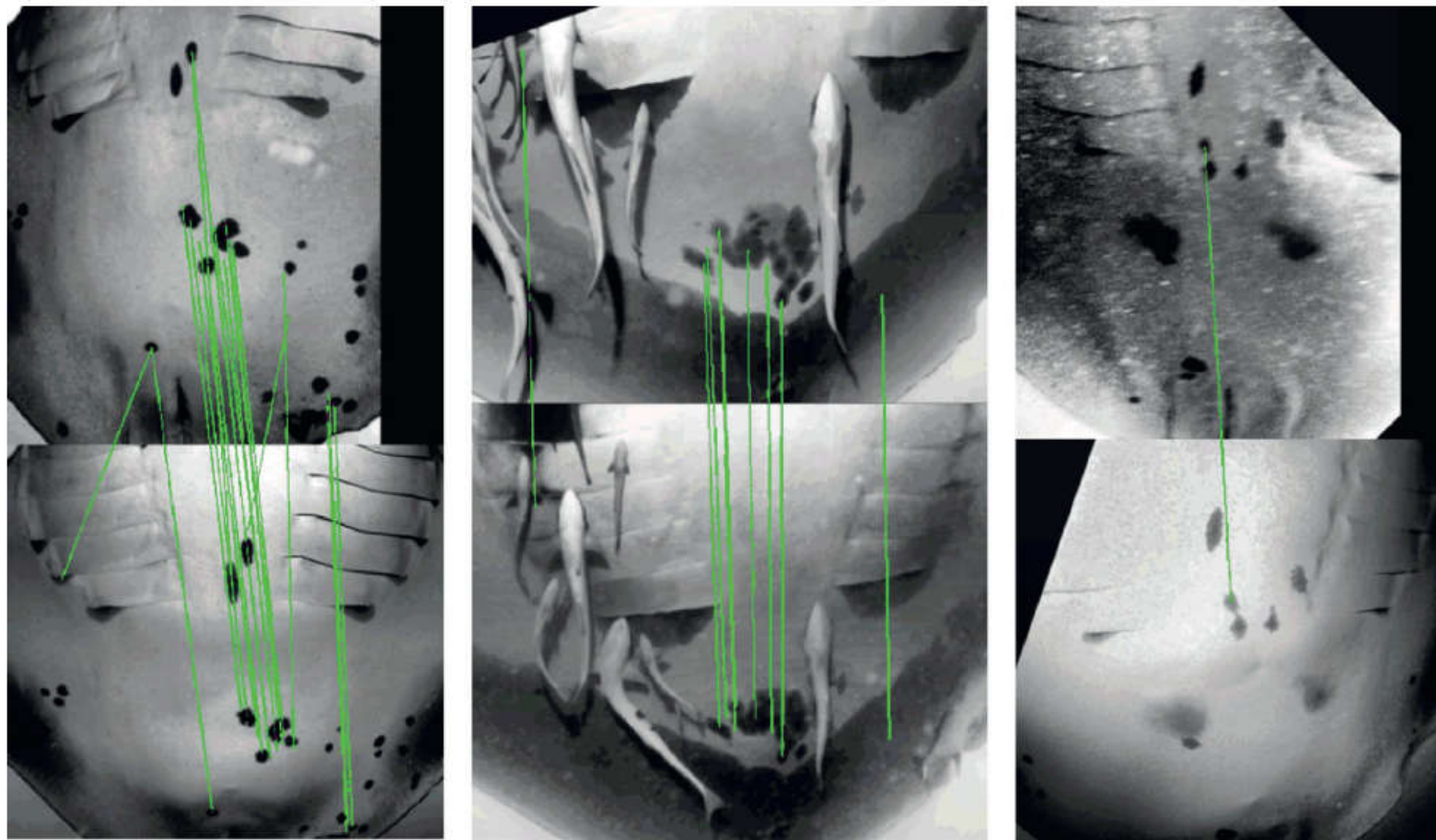


[8] Hughes B, Burghardt T. Automated Visual Fin Identification of Individual Great White Sharks[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 122(3): 542-557.

# 一、绪论——国内外研究现状



鲸豚类动物的照片个体识别的方法: (1) 手工识别, (2) 计算机识别——基于关键点比对的方法

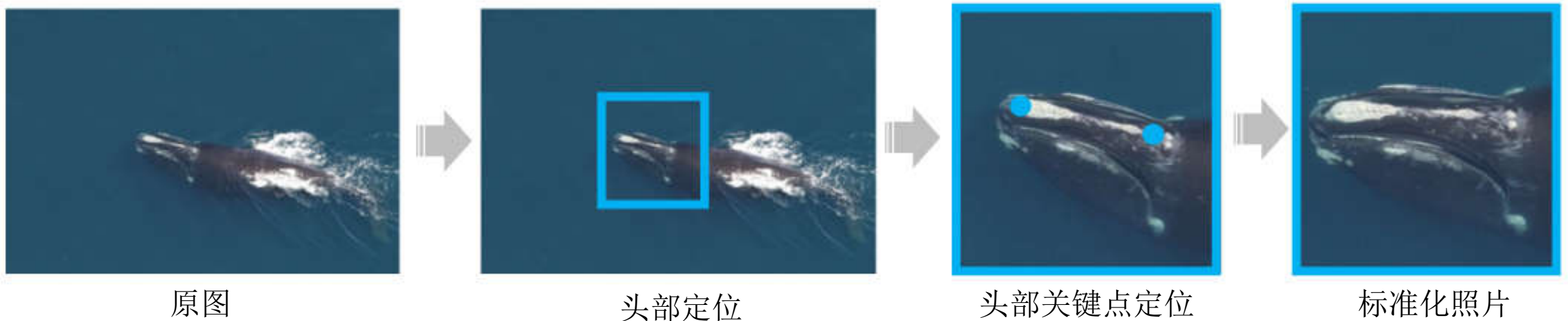


蝠鲼个体识别的匹配示例图 [9]

[9] Town C, Marshall A, Sethasathien N, et al. Manta Matcher: automated photographic identification of manta rays using keypoint features[J]. Ecology and Evolution, 2013, 3(7): 1902-1914.

# 一、绪论——国内外研究现状

鲸豚类动物的照片个体识别的方法：(1) 手工识别，(2) 计算机识别——基于CNN的方法



露脊鲸头部照片个体识别的工作流程图 [10]



# 一、绪论——主要研究内容

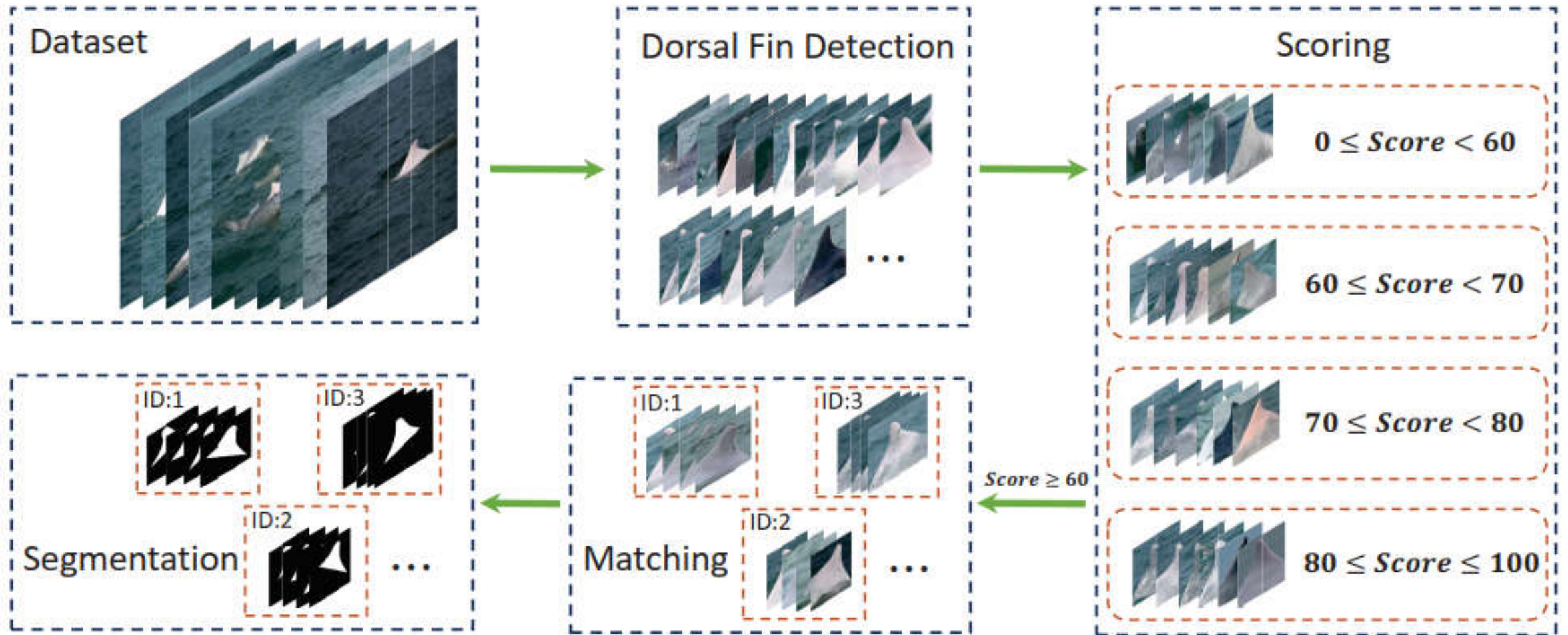
---



1. 提出了一个用于中华白海豚的照片个体识别的**处理流程**，基于该流程，整理并公开了首个用于中华白海豚的照片个体识别的**大规模图像数据集**；
2. 在该数据集上，针对每个步骤，我们**选择了多个主流的深度卷积神经网络进行测试**，为新算法的设计提供基准；
3. **提出了一个基于群信息的背鳍个体识别方法**，有效利用拍摄时的先验信息将数据集分成多个群，每次对一群图片进行处理，能够改进CNN对于低质量照片的识别效果；
4. **设计了一个在Windows系统上运行的中华白海豚识别软件**，包括便捷的操作流程和直观的人工校验界面，从而辅助生物学家完成照片个体识别。

## 二、数据集的建立——整体流程

4个步骤：(1)背鳍定位，(2)背鳍照片质量识别，(3)背鳍个体识别，(4)背鳍分割

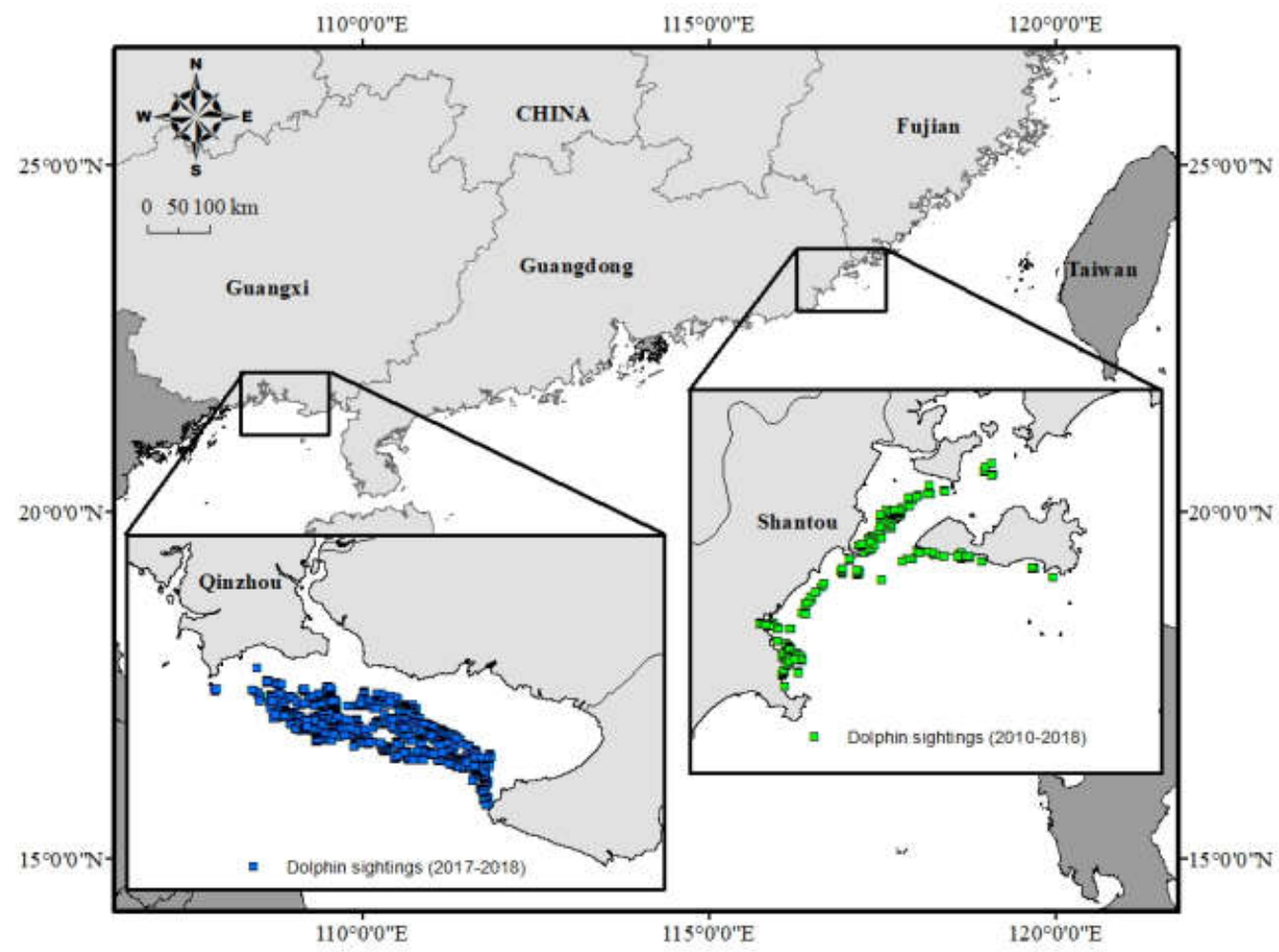


中华白海豚的照片个体识别的整体流程

## 二、数据集的建立——整体描述



2个地区：广西钦州 (Qinzhou), 广东汕头 (Shantou)



各个子数据集的图片数量

|          | Qinzhou Dataset | Shantou Dataset |
|----------|-----------------|-----------------|
| 背鳍定位     | 37297           | 16216           |
| 背鳍照片质量识别 | 42949           | 20048           |
| 背鳍个体识别   | 31093           | 12656           |
| 背鳍分割     | 31093           | 12656           |

拍摄中华白海豚照片时的地理坐标



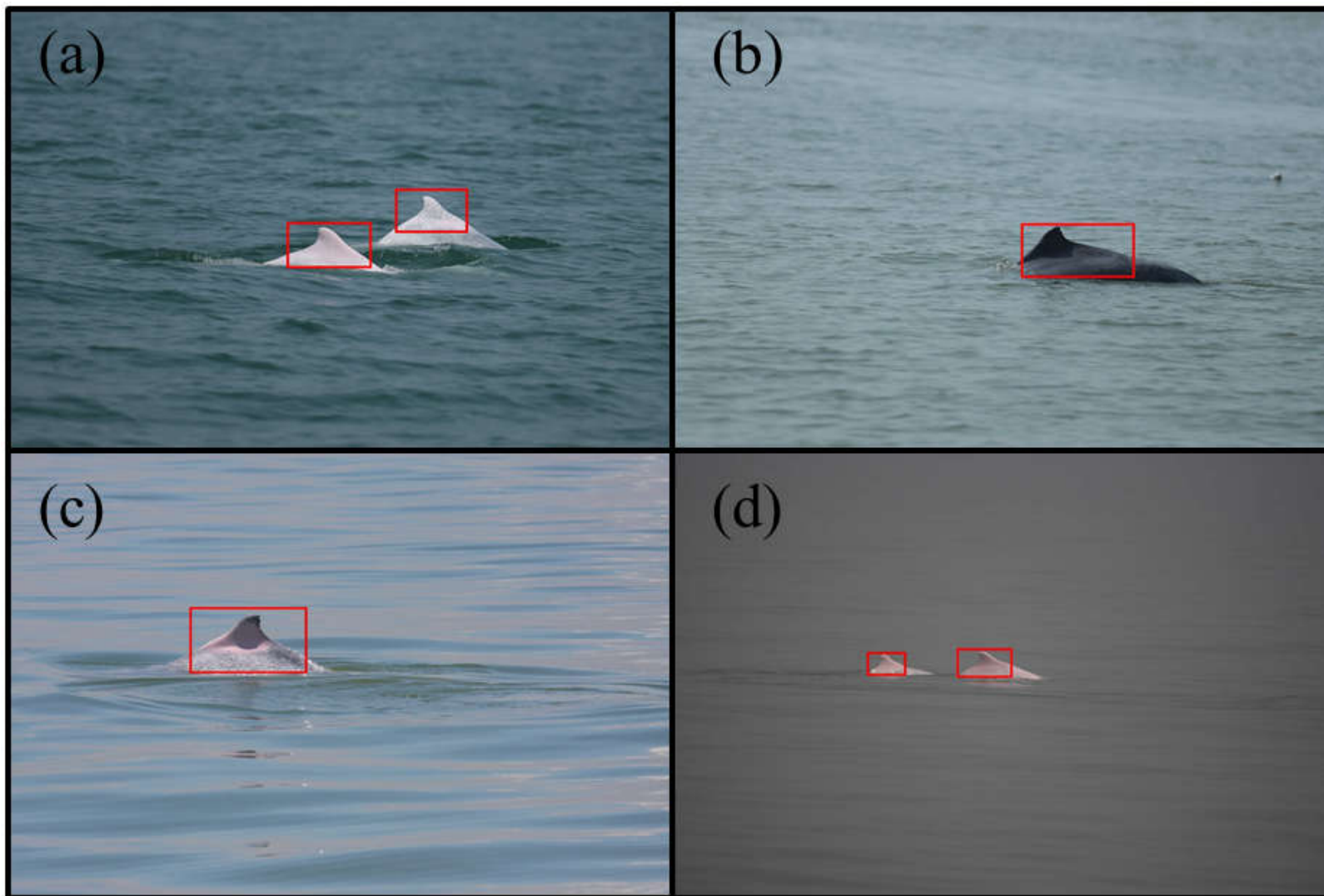
## 二、数据集的建立——背鳍定位



背鳍定位子数据集的相关信息

|                    | Qinzhou Dataset     |       | Shantou Dataset           |       |
|--------------------|---------------------|-------|---------------------------|-------|
| 拍摄日期               | 2017.10 - 2018.9    |       | 2010.8 - 2018.10          |       |
| 原图照片数量             | 37297               |       | 16216                     |       |
| 原图照片尺寸             | 5472 × 3648         |       | 1936 × 1288 - 5472 × 3648 |       |
| 背鳍区域<br>标记框数量      | 43824               |       | 20338                     |       |
| 背鳍区域标记框高<br>度及数量占比 | height ≤ 500        | 75.6% | height ≤ 200              | 34.4% |
|                    | 500 < height ≤ 1000 | 23.5% | 200 < height ≤ 500        | 60.6% |
|                    | height > 1000       | 0.9%  | height > 500              | 4.7%  |

## 二、数据集的建立——背鳍定位



背鳍定位子数据集的示例图

(其中图a、b来自Qinzhou Dataset, 图c、d来自Shantou Dataset)

## 二、数据集的建立——背鳍照片质量识别



Qinzhou Dataset    Shantou Dataset



$0 \leq \text{Score} < 60$



$60 \leq \text{Score} < 70$

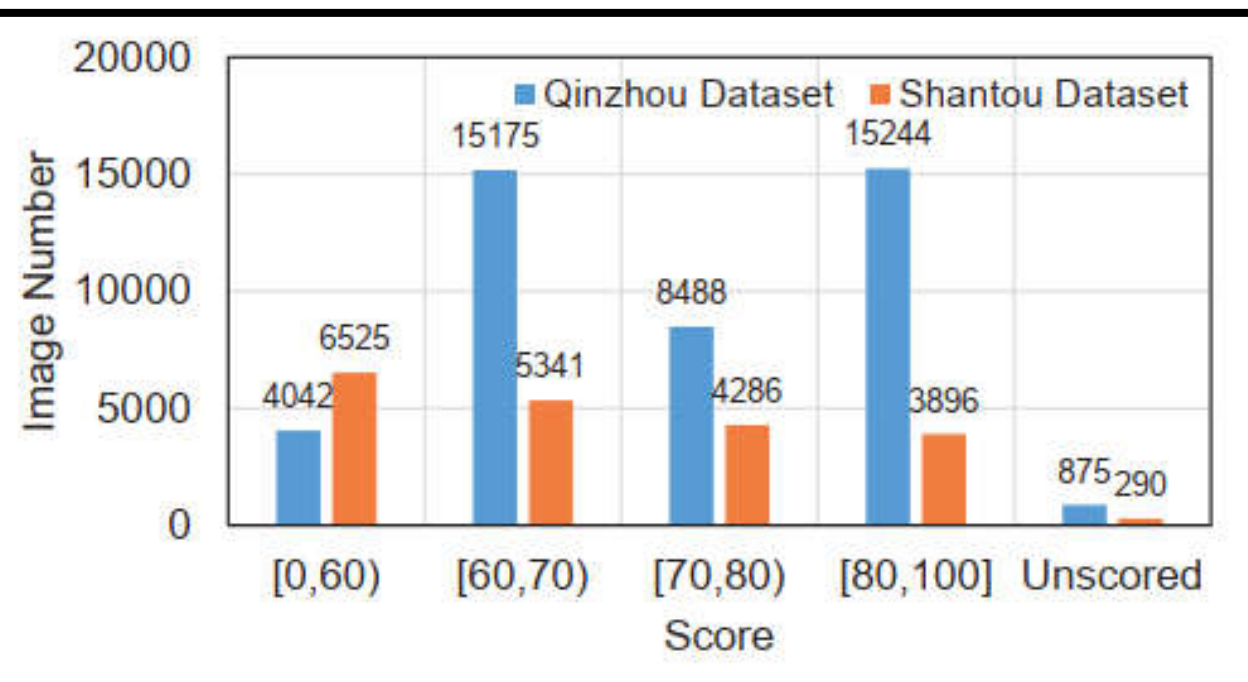


$70 \leq \text{Score} < 80$



$80 \leq \text{Score} < 100$

背鳍照片和相应的质量标签



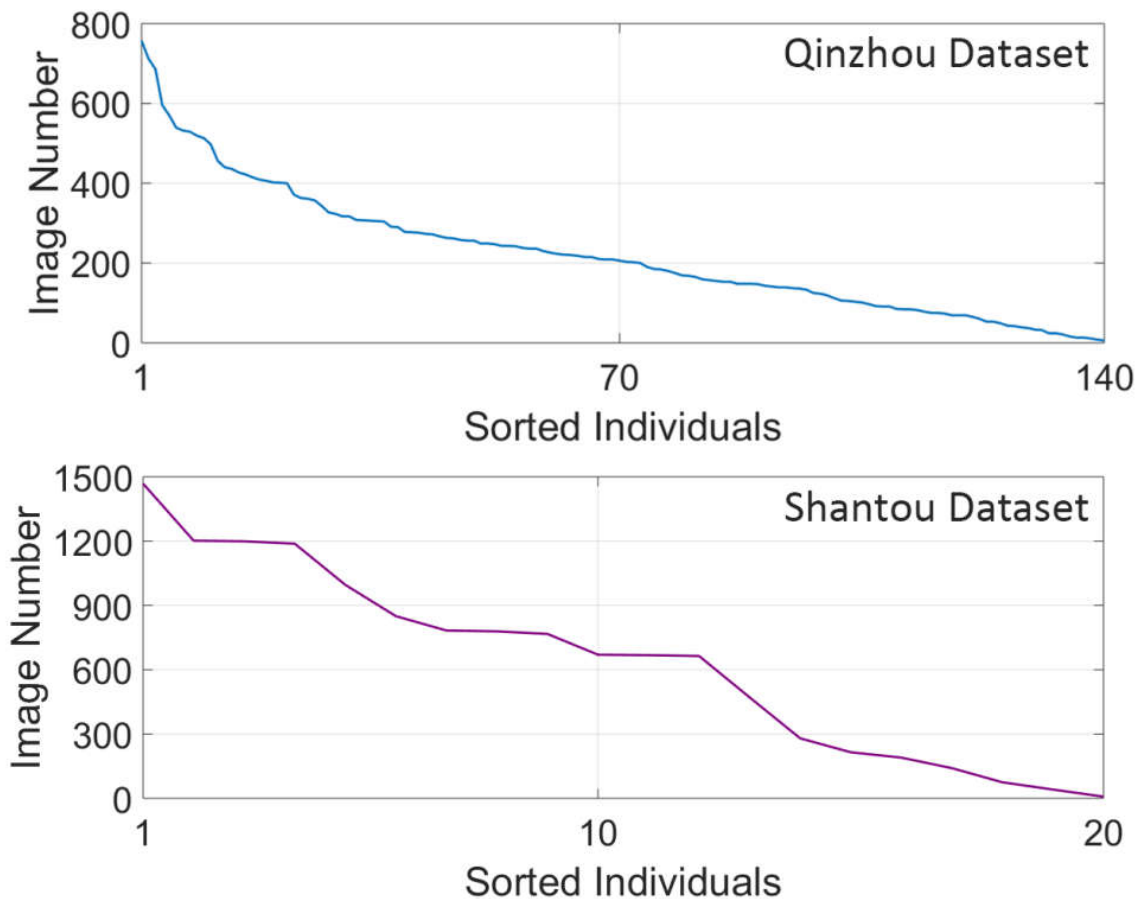
各地区各个质量标签下的照片数量分布图



## 二、数据集的建立——背鳍个体识别



存在明显的数据不平衡现象



各地区数据集中各个个体的背鳍照片数量分布图

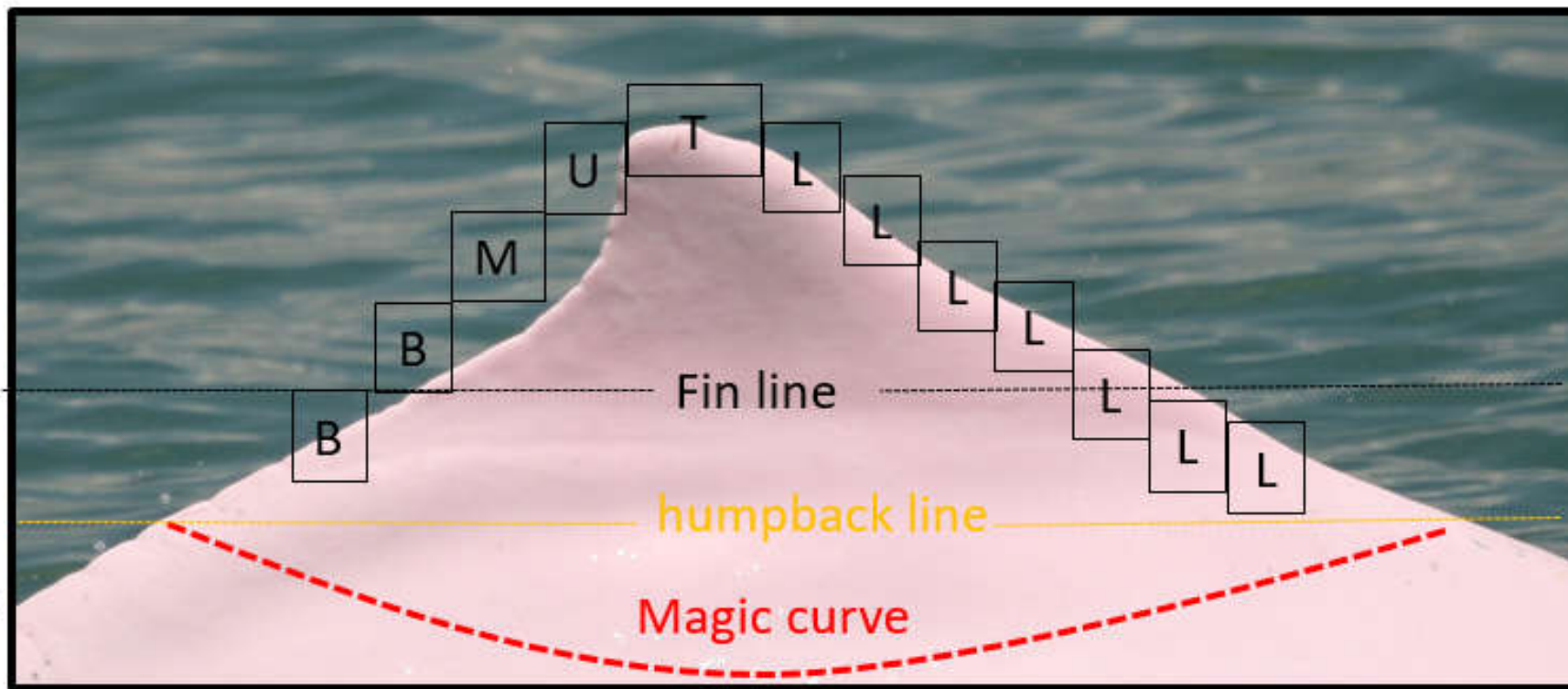
每个个体的照片先按拍摄时间从前到后进行排序，  
前面70%的照片作为训练集，后面30%的照片作为测试集



一个个体的多张照片

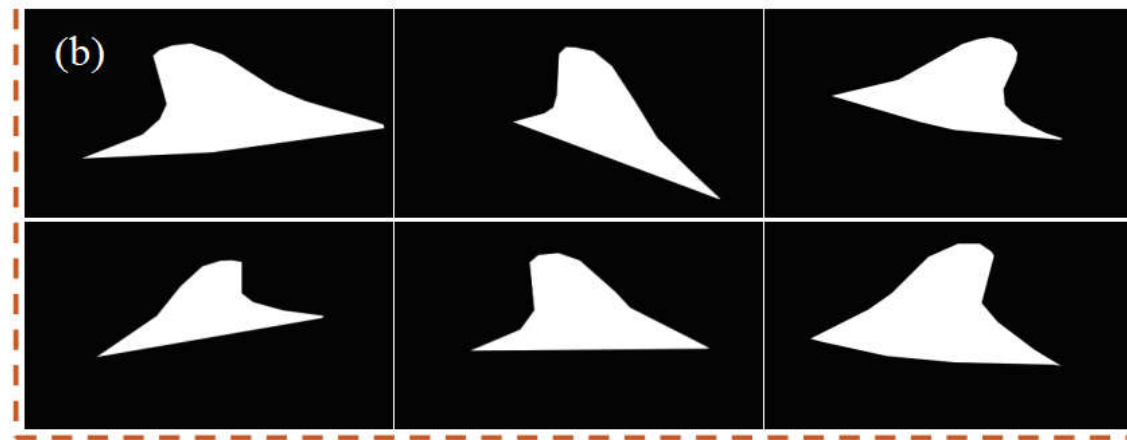
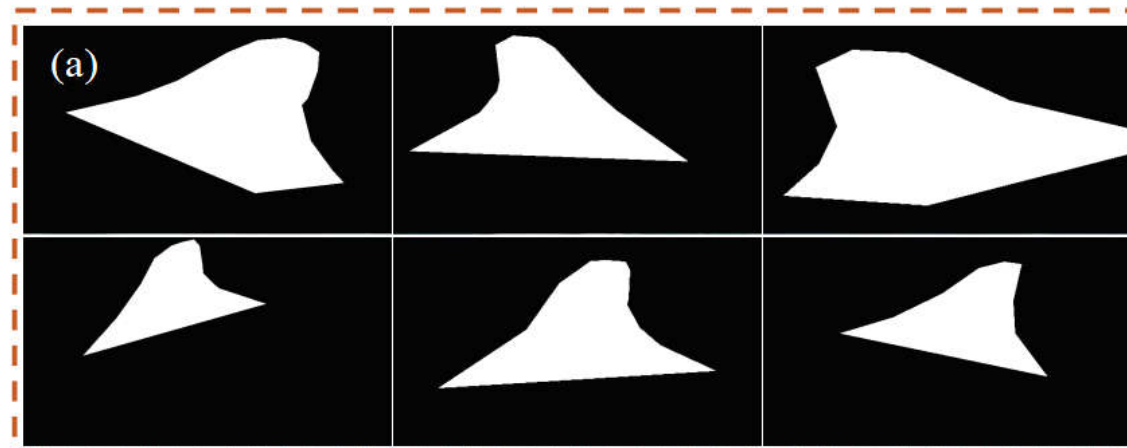
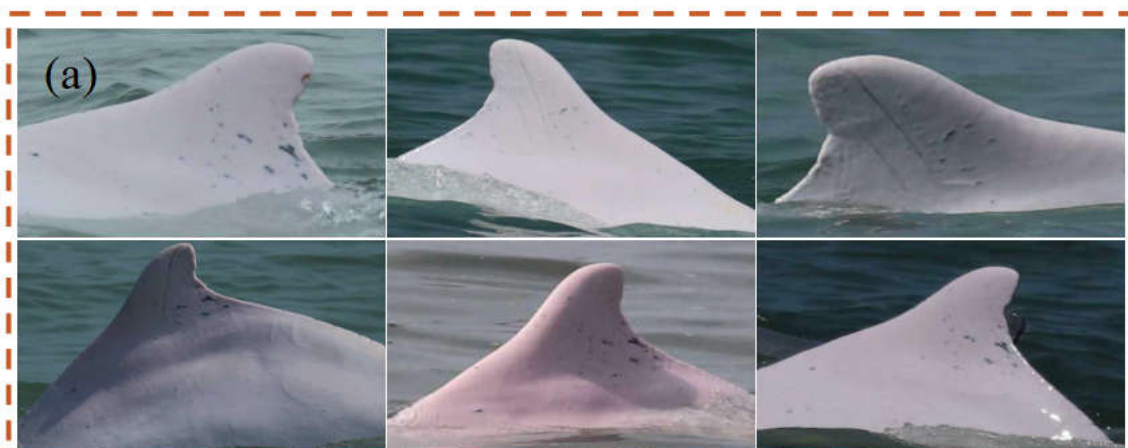
(图a所示个体来自Qinzhou Dataset,  
图b所示个体来自Shantou Dataset)

## 二、数据集的建立——背鳍分割



背鳍分割标准

## 二、数据集的建立——背鳍分割

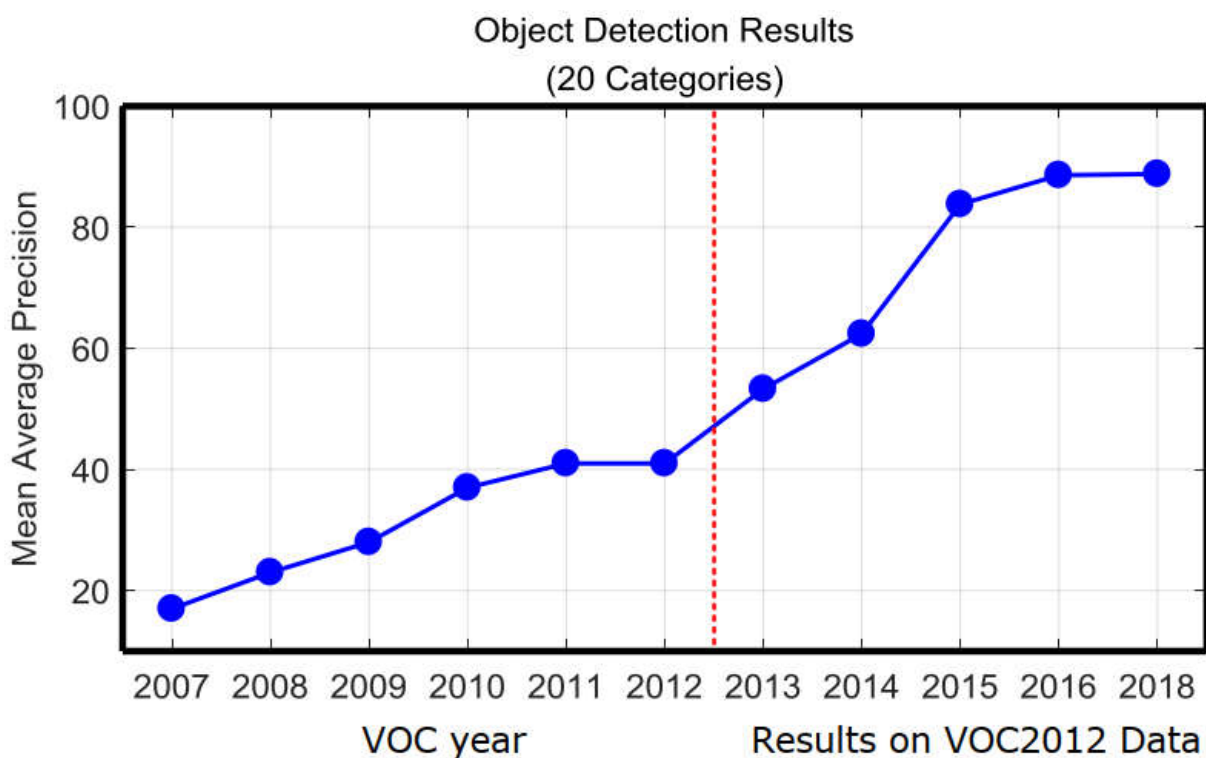


背鳍人工分割示例图  
(左侧为背鳍照片，右侧为分割结果)



# 三、基于深度学习的照片个体识别——背鳍定位

- 背鳍定位可以看作是一个目标检测问题
- 我们使用了4种主流的基于深度学习的目标检测算法进行测试

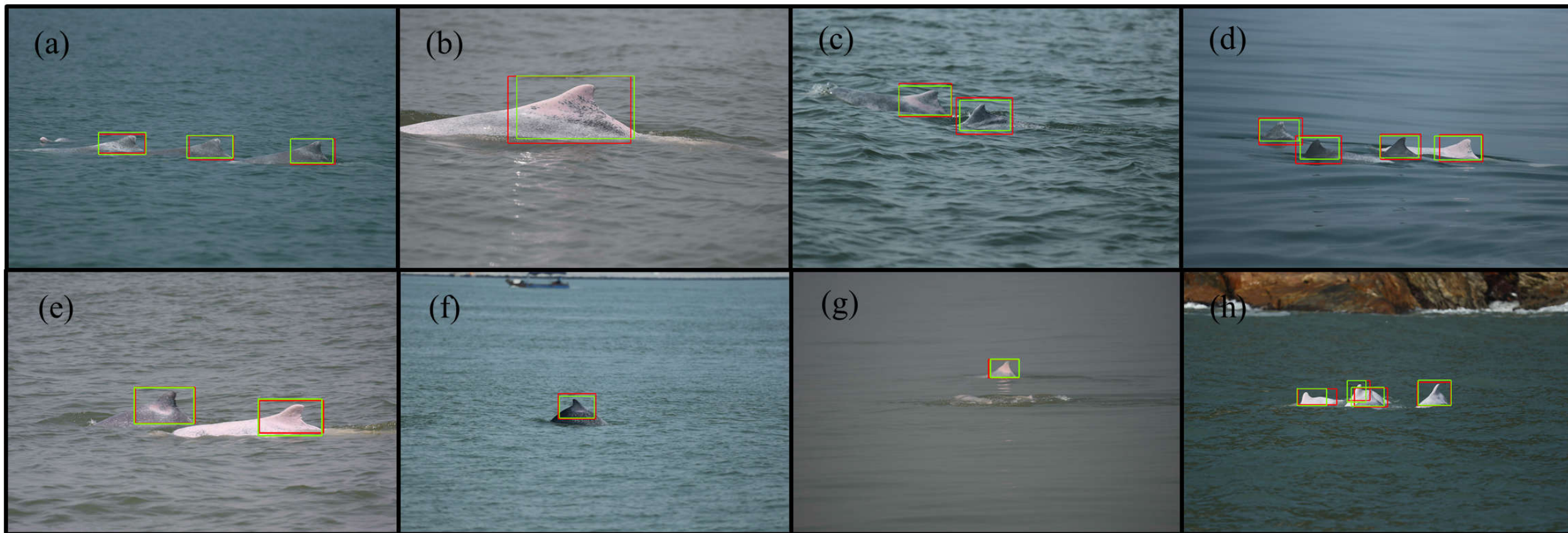


背鳍定位的定位结果 (mAP)

|              | Qinzhou Dataset | Shantou Dataset |
|--------------|-----------------|-----------------|
| Faster R-CNN | 0.972           | 0.970           |
| R-FCN        | 0.974           | 0.961           |
| SSD          | 0.948           | 0.912           |
| YOLOV3       | 0.960           | 0.910           |

最近几年的目标检测算法性能的提升  
(PASCAL VOC2007-2012参赛者中获胜者的结果)

### 三、基于深度学习的照片个体识别——背鳍定位

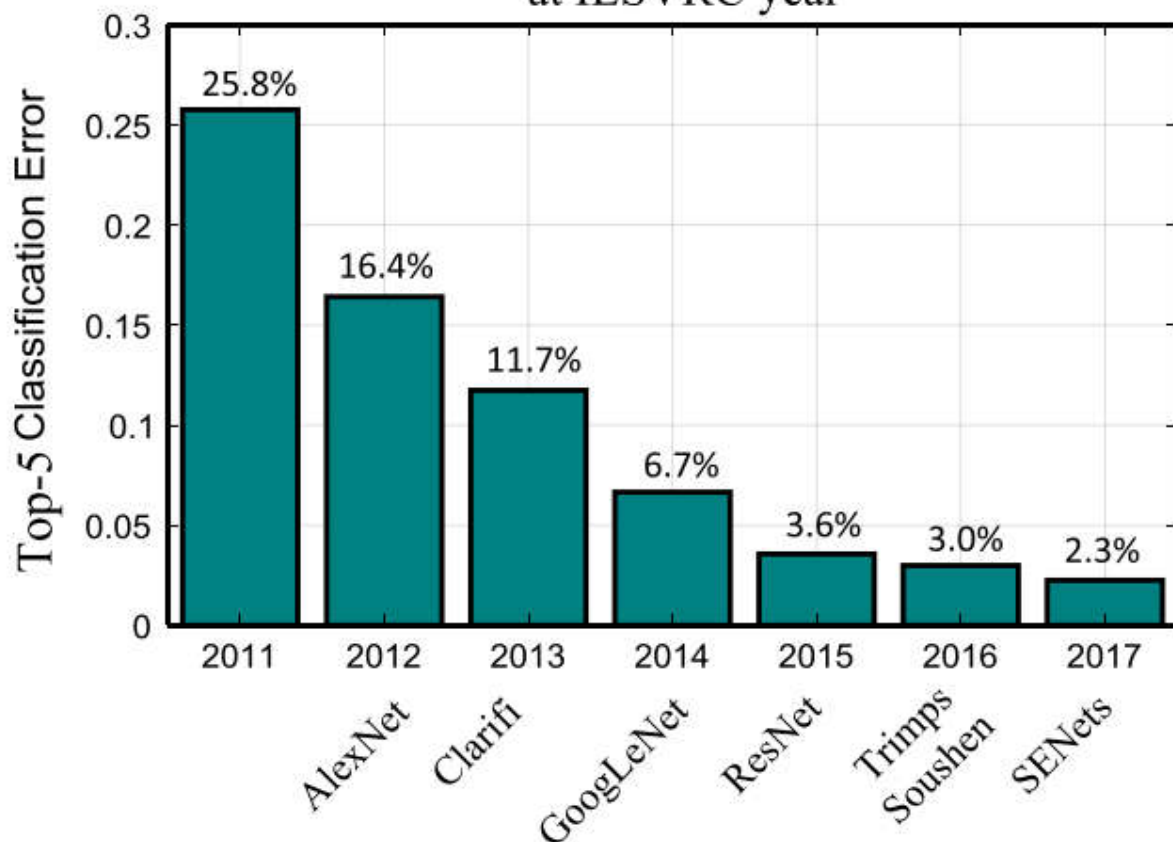


Faster R-CNN的定位结果示例图  
(绿色框表示Faster R-CNN的检测框, 红色框表示人工标记框,  
图a-d来自Qinzhou Dataset, 图e-h来自Shantou Dataset)

# 三、基于深度学习的照片个体识别——背鳍照片质量识别

- 背鳍照片质量识别可以看作是一个**图像分类问题**
- 我们使用了4种主流的图像分类网络进行测试

Top Image Classification Competition Results  
at ILSVRC year



背鳍照片质量识别的分类准确率 (Top-1)

|                   | Qinzhou Dataset | Shantou Dataset |
|-------------------|-----------------|-----------------|
| ResNet-101        | 0.670           | 0.563           |
| InceptionV4       | 0.687           | 0.582           |
| InceptionResnetV2 | 0.688           | 0.579           |
| MobileNetV1       | 0.657           | 0.560           |

从2011年-2017年ILSVRC比赛图像分类任务获胜者的结果



### 三、基于深度学习的照片个体识别——背鳍个体识别

背鳍个体识别也可以看作是一个图像分类问题

|                   | Qinzhou Dataset |       | Shantou Dataset |       |
|-------------------|-----------------|-------|-----------------|-------|
|                   | Top-1           | Top-5 | Top-1           | Top-5 |
| ResNet-101        | 0.806           | 0.925 | 0.863           | 0.966 |
| InceptionV4       | 0.811           | 0.924 | 0.860           | 0.966 |
| InceptionResnetV2 | 0.799           | 0.913 | 0.862           | 0.967 |
| MobileNetV1       | 0.750           | 0.895 | 0.839           | 0.962 |

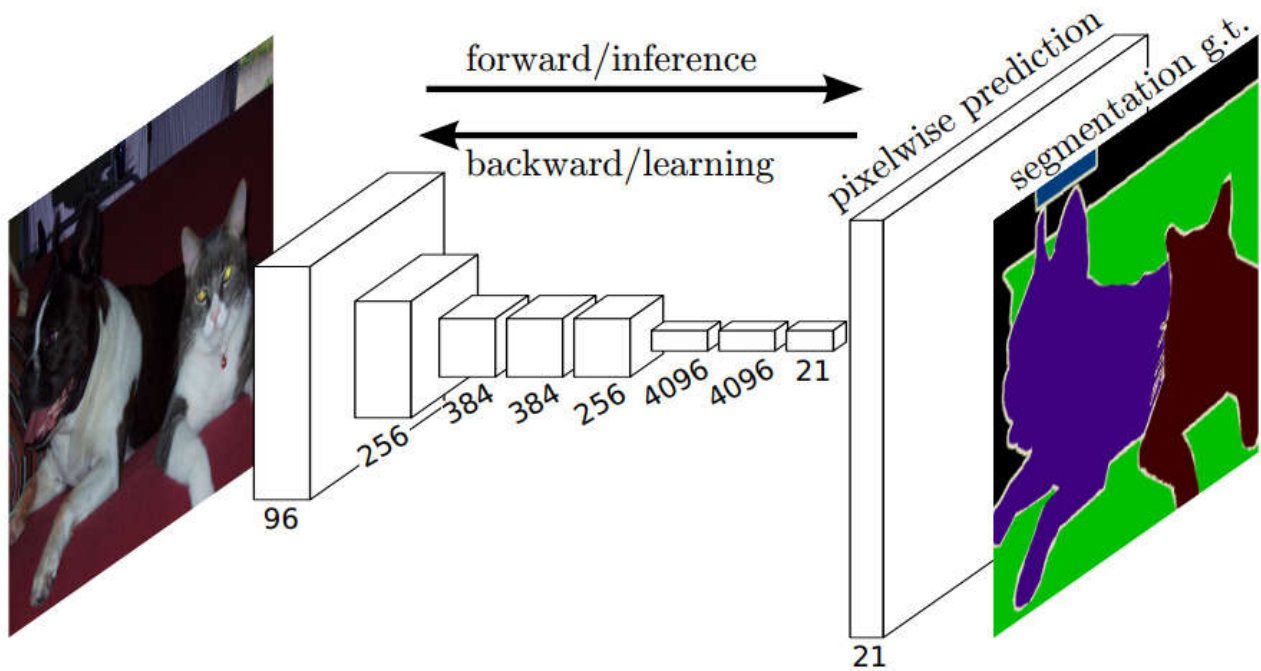
背鳍个体识别  
的分类准确率

|                   | Qinzhou Dataset |        |       |       | Shantou Dataset |        |       |       |
|-------------------|-----------------|--------|-------|-------|-----------------|--------|-------|-------|
|                   | ALL             | 80-100 | 70-79 | 60-69 | ALL             | 80-100 | 70-79 | 60-69 |
| ResNet-101        | 0.806           | 0.868  | 0.835 | 0.682 | 0.863           | 0.958  | 0.898 | 0.749 |
| InceptionV4       | 0.811           | 0.881  | 0.842 | 0.671 | 0.860           | 0.947  | 0.879 | 0.763 |
| InceptionResnetV2 | 0.799           | 0.874  | 0.826 | 0.654 | 0.862           | 0.946  | 0.886 | 0.766 |
| MobileNetV1       | 0.750           | 0.826  | 0.773 | 0.604 | 0.839           | 0.939  | 0.855 | 0.735 |

各个照片质量的  
背鳍个体识别的  
分类准确率 (Top-1)

### 三、基于深度学习的照片个体识别——背鳍分割

- 背鳍分割可以看作是一个图像语义分割问题
- 我们使用了2种基于深度学习的语义分割算法进行测试

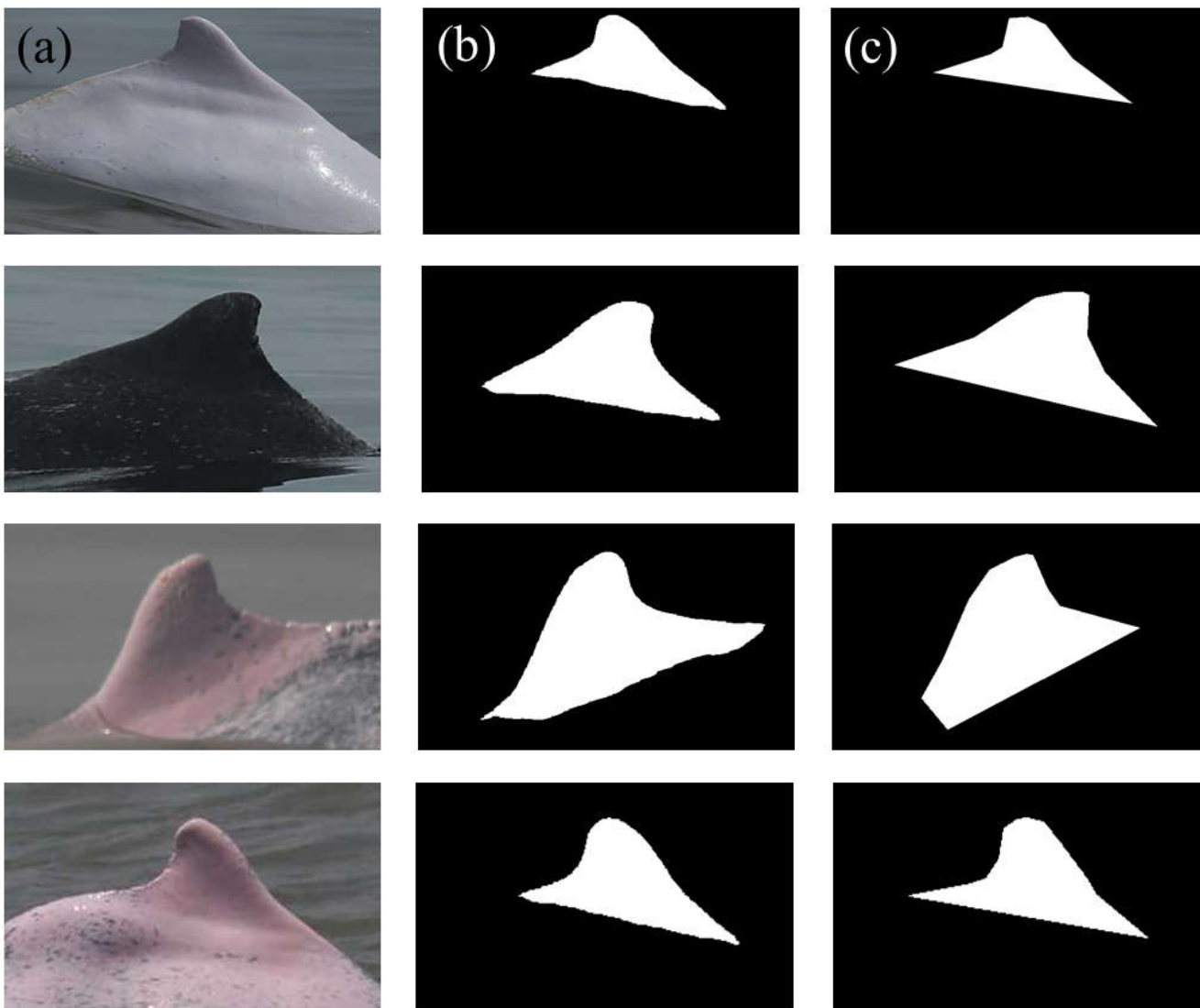


FCN网络结构<sup>[11]</sup>

背鳍分割的图像语义分割结果 (mIOU)

|           | Qinzhou Dataset | Shantou Dataset |
|-----------|-----------------|-----------------|
| FCN       | 0.816           | 0.841           |
| DeepLabV3 | 0.844           | 0.872           |

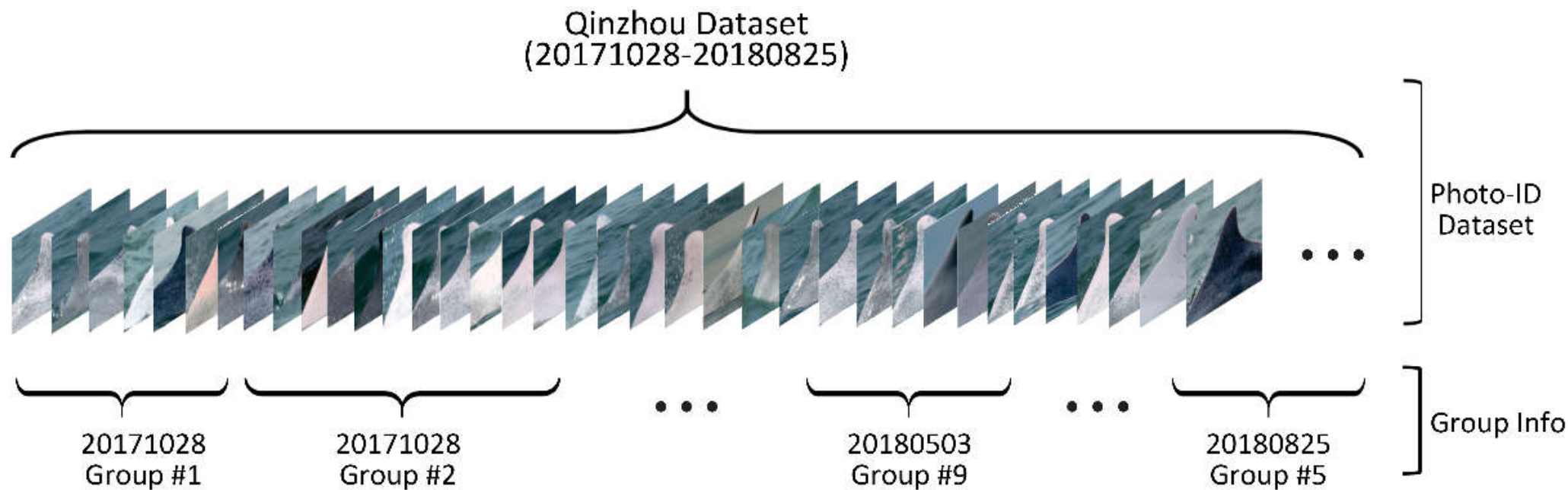
### 三、基于深度学习的照片个体识别——背鳍分割



背鳍分割结果示例图  
(a)背鳍照片 (b) DeepLabV3的背鳍分割结果 (c)人工标记  
(第1-2行照片来自Qinzhou Dataset,  
第3-4行照片来自Shantou Dataset)



## 四、基于群信息的背鳍个体识别——群信息介绍



加入群信息后的背鳍个体识别数据集

该数据集是整个Qinzhou Dataset (20171028-20180924) 的一个子集，没有群信息的照片被排除，共99个群

- 现象：将背鳍个体识别数据集按时间排序，某一连续时间段的照片属于同一群
- 原因：白海豚一般几只或十几只一起活动，生物学家出海遇到一群后会跟随它们拍下尽可能全的照片
- 另外，出海回来人工处理照片时，实际上也是一群群地处理照片

# 四、基于群信息的背鳍个体识别——问题分析

- 传统方法都是对单个个体单张图片进行识别
- 低质量照片识别准确率低

在Qinzhou Dataset上带有群信息的数据上，InceptionV4的背鳍个体识别准确率

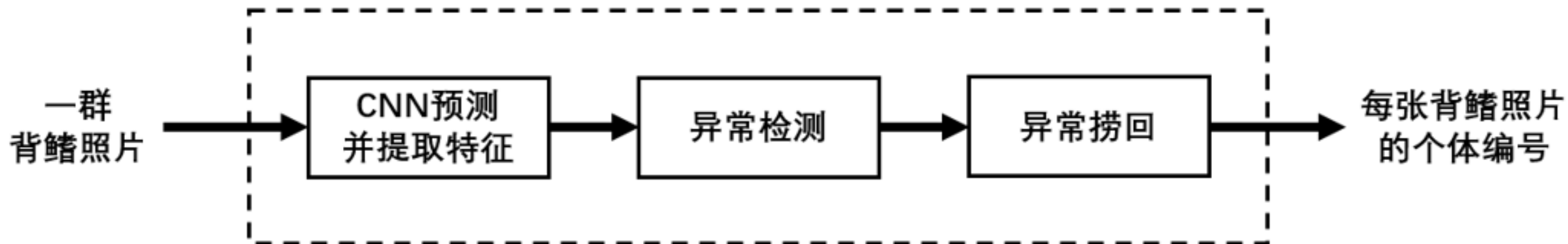
| 背鳍照片质量（分）                | 80-100 | 70-79  | 60-69 | ALL   |
|--------------------------|--------|--------|-------|-------|
| 各分数照片占比（%）               | 49.7%  | 20.1%  | 30.2% | 100%  |
| InceptionV4 识别准确率（Top-1） | 88.11% | 84.16% | 67.1% | 81.1% |

- InceptionV4输出的是140个个体编号中的一个，一群中一般只有几个到十几个个体，出错结果可能不在这群个体中
- 低质量照片出错的情况更严重

背鳍个体识别出错结果（Qinzhou Dataset的20180824的第3群）

| 背鳍照片质量（分）                         | 80-100 | 70-79 | 60-69 |
|-----------------------------------|--------|-------|-------|
| InceptionV4 识别出错结果<br>（不属于该群的个体数） | 5      | 5     | 13    |

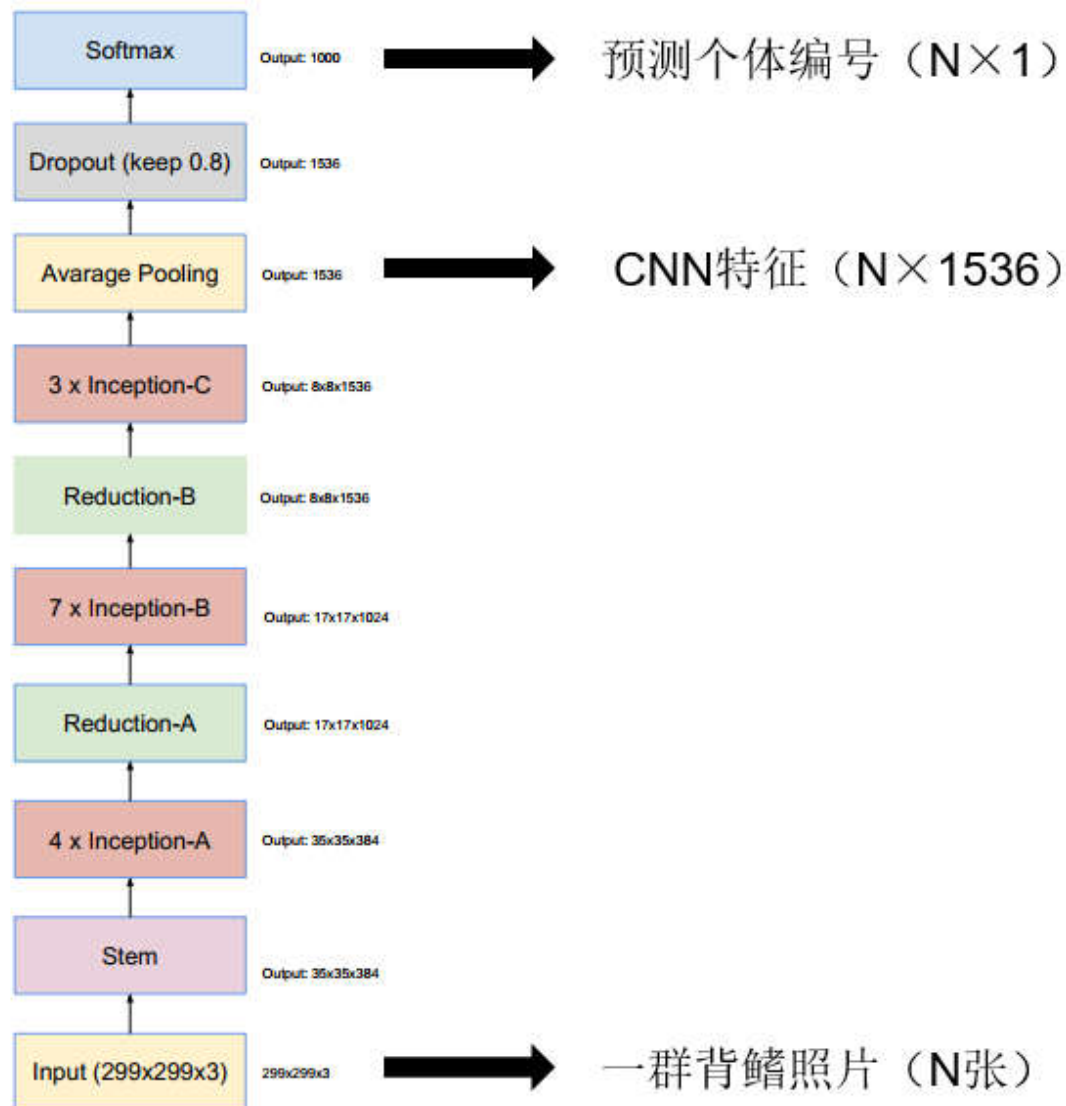
## 四、基于群信息的背鳍个体识别——整体流程



基于群信息的背鳍个体识别方法整体流程图



# 四、基于群信息的背鳍个体识别——CNN预测并提取特征



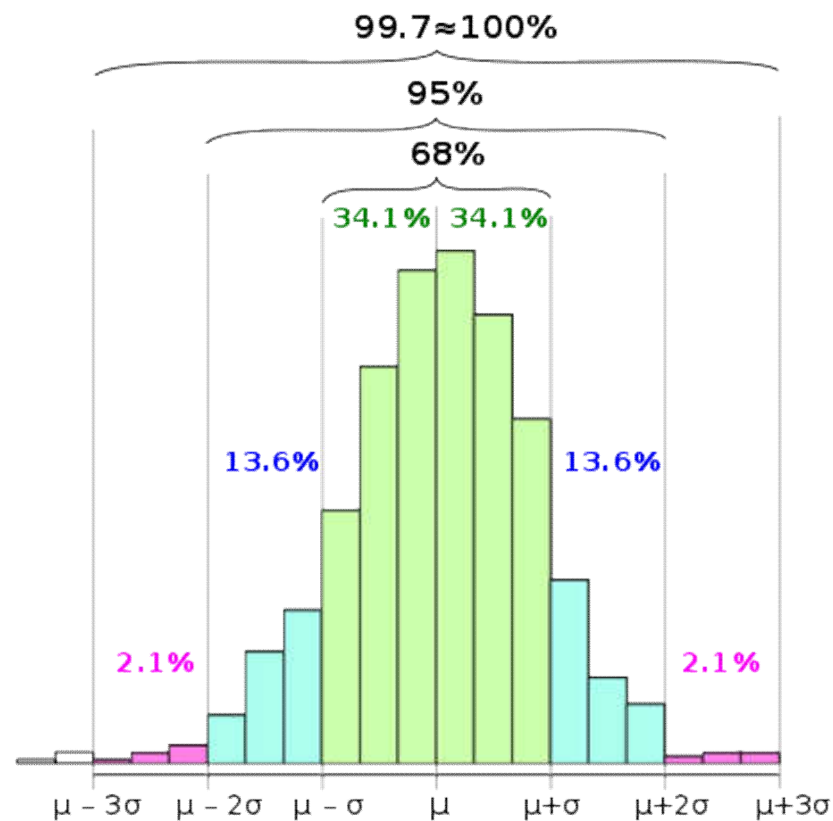
InceptionV4的网络结果及输入输出

## 四、基于群信息的背鳍个体识别——异常检测相关工作



### 基于统计模型的异常检测—— $3\sigma$ 法则

在 $3\sigma$ 法则下，假设数据服从正态分布，异常值如超过3倍标准差，那么可以将其视为异常值。



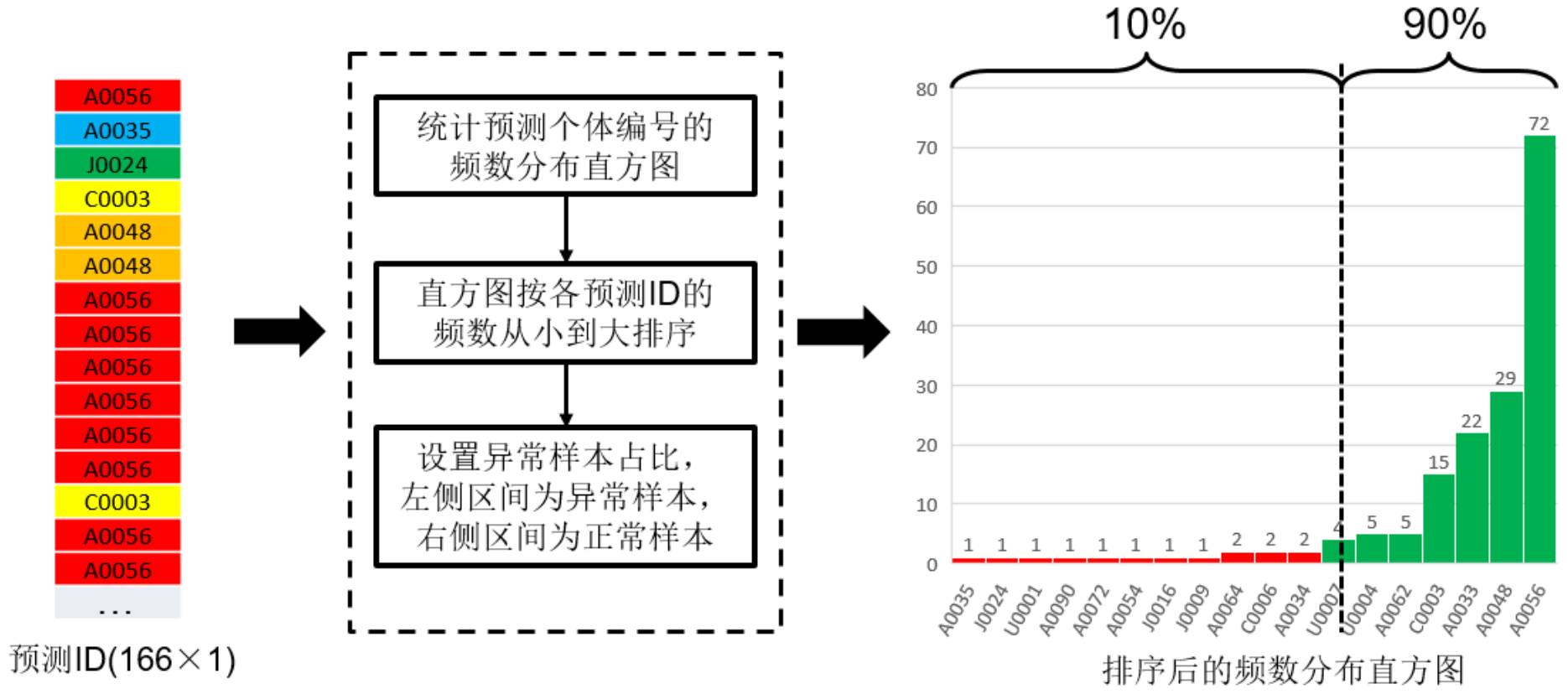
$3\sigma$ 法则示意图<sup>[12]</sup>  
(左侧标记为白色的数据为异常值)

[12] Wikipedia. 68–95–99.7 rule. Website, 2020. [https://en.wikipedia.org/wiki/68%E2%80%9395%E2%80%9399.7\\_rule](https://en.wikipedia.org/wiki/68%E2%80%9395%E2%80%9399.7_rule)

# 四、基于群信息的背鳍个体识别——异常检测流程

用数据集的其中一群背鳍照片进行说明，Qinzhou Dataset的20180824的第2群。  
 该群共有166张背鳍照片，来自4个个体，个体编号为“A0033”、“A0048”、“A0056”、“C0003”。

输入：一群背鳍照片的CNN预测ID  
 输出：每张照片的CNN预测是否异常



基于统计法的异常检测流程图

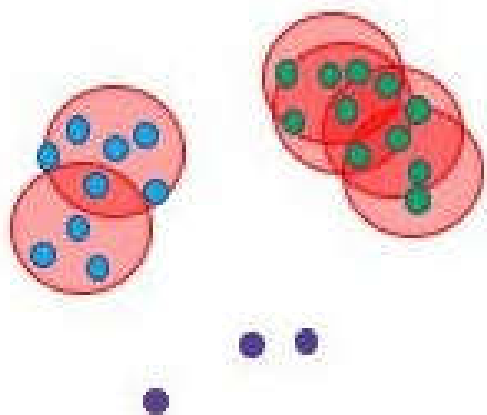


## 四、基于群信息的背鳍个体识别——异常检测相关工作

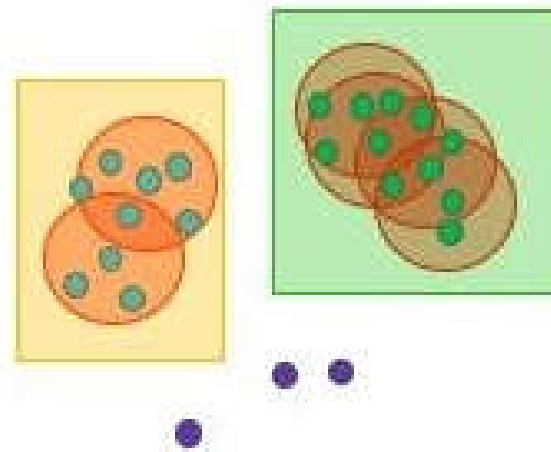


### 基于聚类的异常检测——DBSCAN

DBSCAN基于密度聚类，在得到聚类簇的同时，它也得到噪声点，即异常值。



第一步，找到核心点形成临时聚类簇



第二步，合并相连的临时聚类簇得到聚类簇

DBSCAN算法实现步骤<sup>[13]</sup>

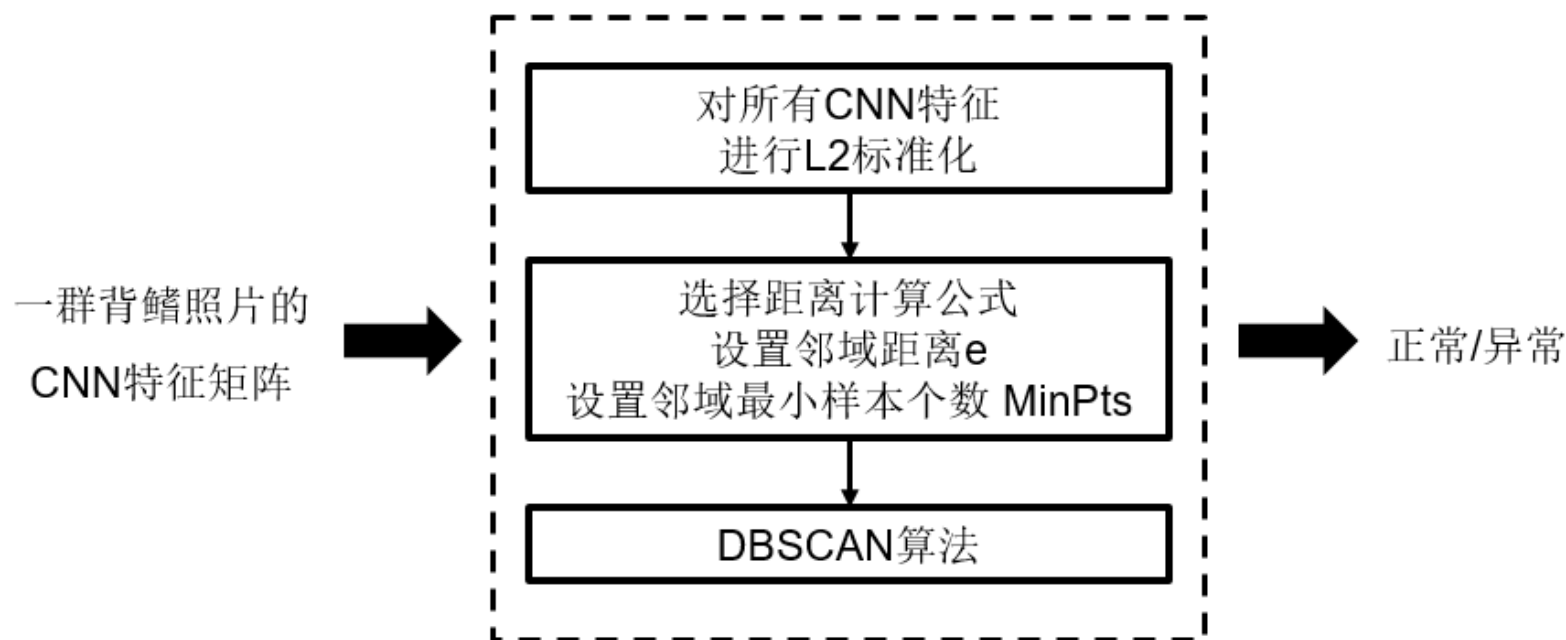
[13] Ester M, Kriegel H, Sander J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial Databases with Noise[C]. knowledge discovery and data mining, Portland, Oregon, USA, Aug, 1996: 226-231.

## 四、基于群信息的背鳍个体识别——异常检测流程

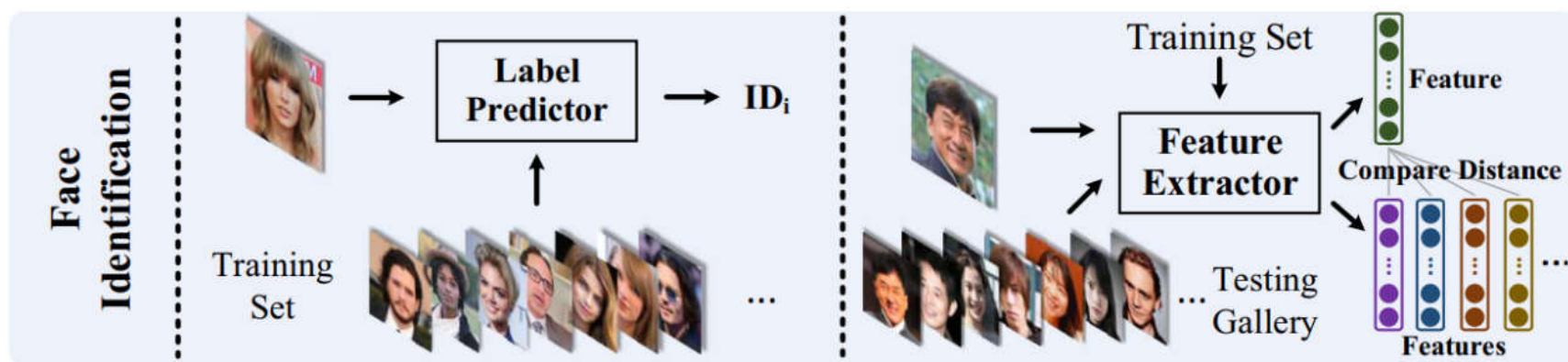


输入：一群背鳍照片的CNN特征矩阵

输出：每张照片的CNN预测是否异常



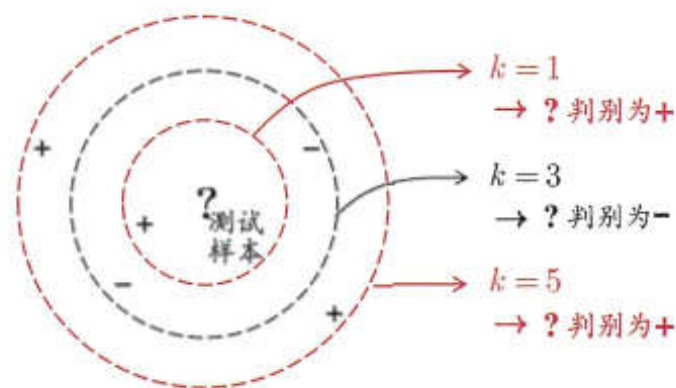
## 四、基于群信息的背鳍个体识别——异常捞回相关工作



Closed-set Face Recognition

Open-set Face Recognition

人脸识别(1:N)的流程图<sup>[14]</sup>



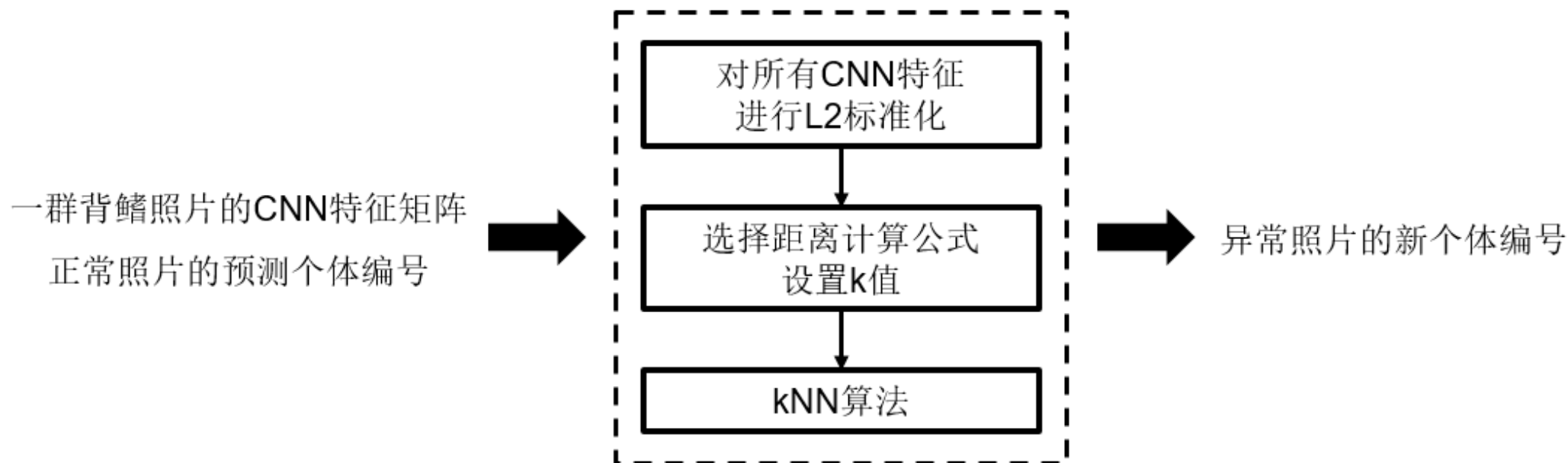
kNN算法原理<sup>[15]</sup>

[14] Liu W, Wen Y, Yu Z, et al. SphereFace: Deep Hypersphere Embedding for Face Recognition[C]. computer vision and pattern recognition, Hawaii, USA, July, 2017: 6738-6746.

[15] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.



## 四、基于群信息的背鳍个体识别——异常捞回流程



异常捞回流程图

# 四、基于群信息的背鳍个体识别——评价指标

各个指标的含义及其所反映的异常检测算法对于整个方法的影响  
(DT\_ID表示CNN直接预测的个体编号, GT\_ID表示背鳍照片的真实个体编号,  
AD表示异常检测的结果, 1表示正常, 0表示异常)

| 评价指标                | 含义                                | 影响                            |
|---------------------|-----------------------------------|-------------------------------|
| TP (True Positive)  | $DT\_ID=GT\_ID$ and $AD = 1$      | 异常检测正确, 但不会影响最终准确率。           |
| FN (False Negative) | $DT\_ID=GT\_ID$ and $AD = 0$      | 异常检测错误, 直接导致最终结果错误, 使最终准确率下降。 |
| FP (False Positive) | $DT\_ID \neq GT\_ID$ and $AD = 1$ | 异常检测错误, 表示异常检测的遗漏, 不会影响最终准确率。 |
| TN (True Negative)  | $DT\_ID \neq GT\_ID$ and $AD = 0$ | 异常检测正确, 最终准确率还取决于异常捞回的效果。     |

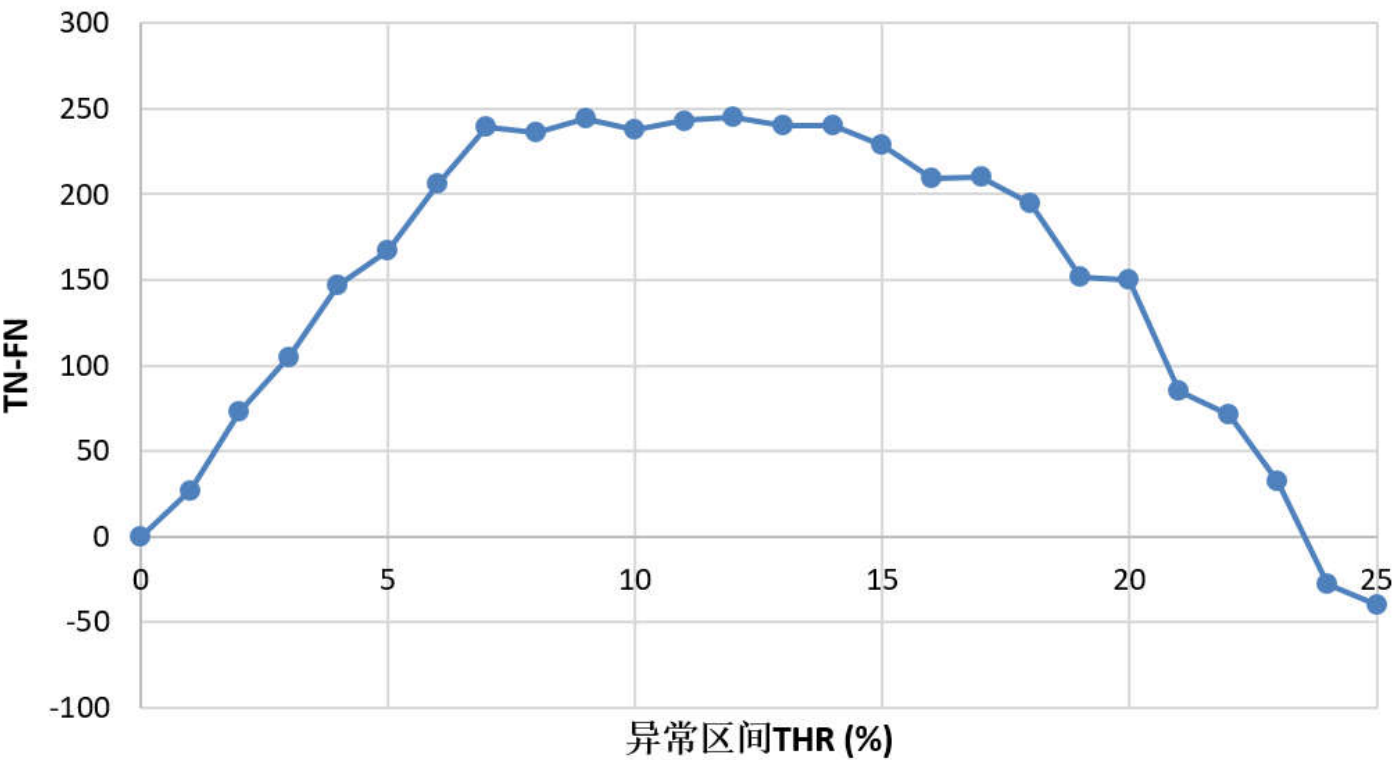
在选择异常检测的算法时, 应保证 $TN-FN>0$ , 并且, TN与FN的差值越大越好。

# 四、基于群信息的背鳍个体识别——实验结果



异常检测算法的结果

|                          | TP   | FN  | FP  | TN  | TN-FN |
|--------------------------|------|-----|-----|-----|-------|
| 统计法 (THR=10%)            | 4652 | 98  | 379 | 336 | 238   |
| DBSCAN (e=0.7, MinPts=5) | 4640 | 110 | 584 | 131 | 21    |



异常区间参数 (THR) 选取对异常检测结果 (TN-FN) 的影响

# 四、基于群信息的背鳍个体识别——实验结果



背鳍个体识别准确率对比

| 背鳍照片质量（分）              | 80-100 | 70-79  | 60-69  | ALL    |
|------------------------|--------|--------|--------|--------|
| 各分数照片占比（%）             | 49.7%  | 20.1%  | 30.2%  | 100%   |
| InceptionV4            | 95.57% | 88.97% | 73.19% | 86.92% |
| Ours (InceptionV4+统计法) | 95.33% | 90.71% | 80.54% | 89.55% |
|                        |        |        | 7.35%↑ | 2.63%↑ |



## 四、基于群信息的背鳍个体识别——实验结果



A0033

A0048

A0056

C0003

80-100分



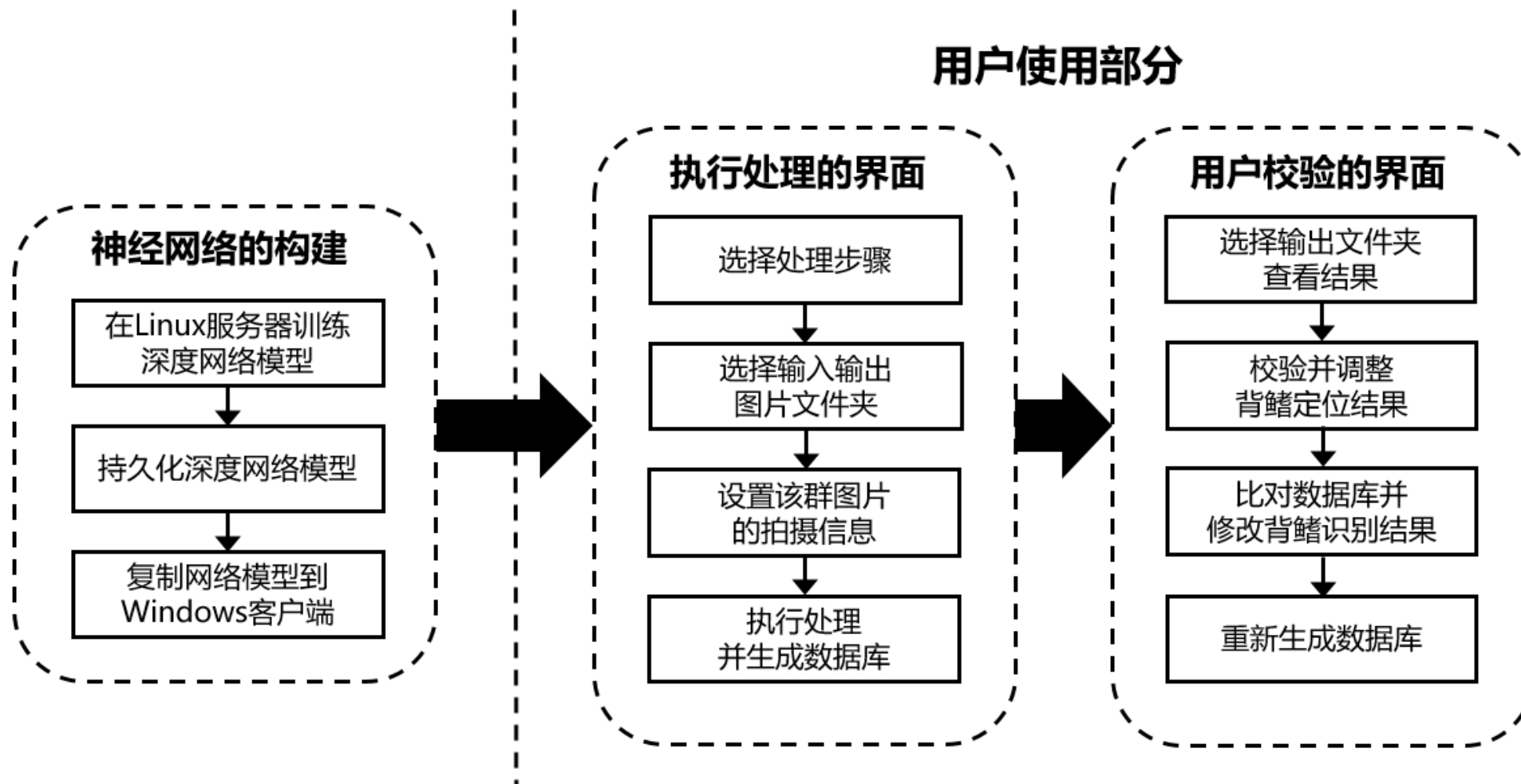
60-69分



基于群信息的背鳍个体识别结果示例图

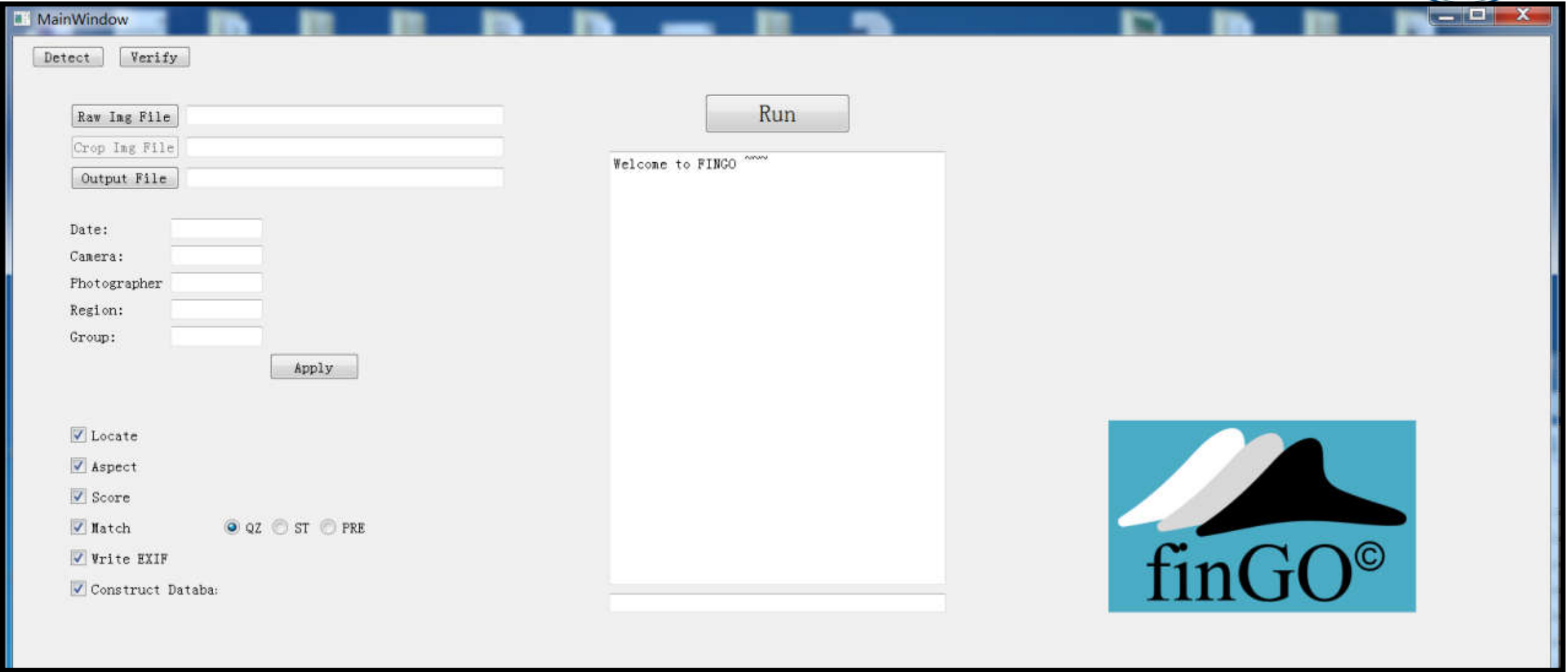
(结果取自Qinzhou Dataset的20180824的第2群, 该群共有4个个体, 最上方的是个体编号, 在第二行的照片上, InceptionV4识别出错, 但我们的方法识别正确。)

## 五、中华白海豚识别软件——总体流程



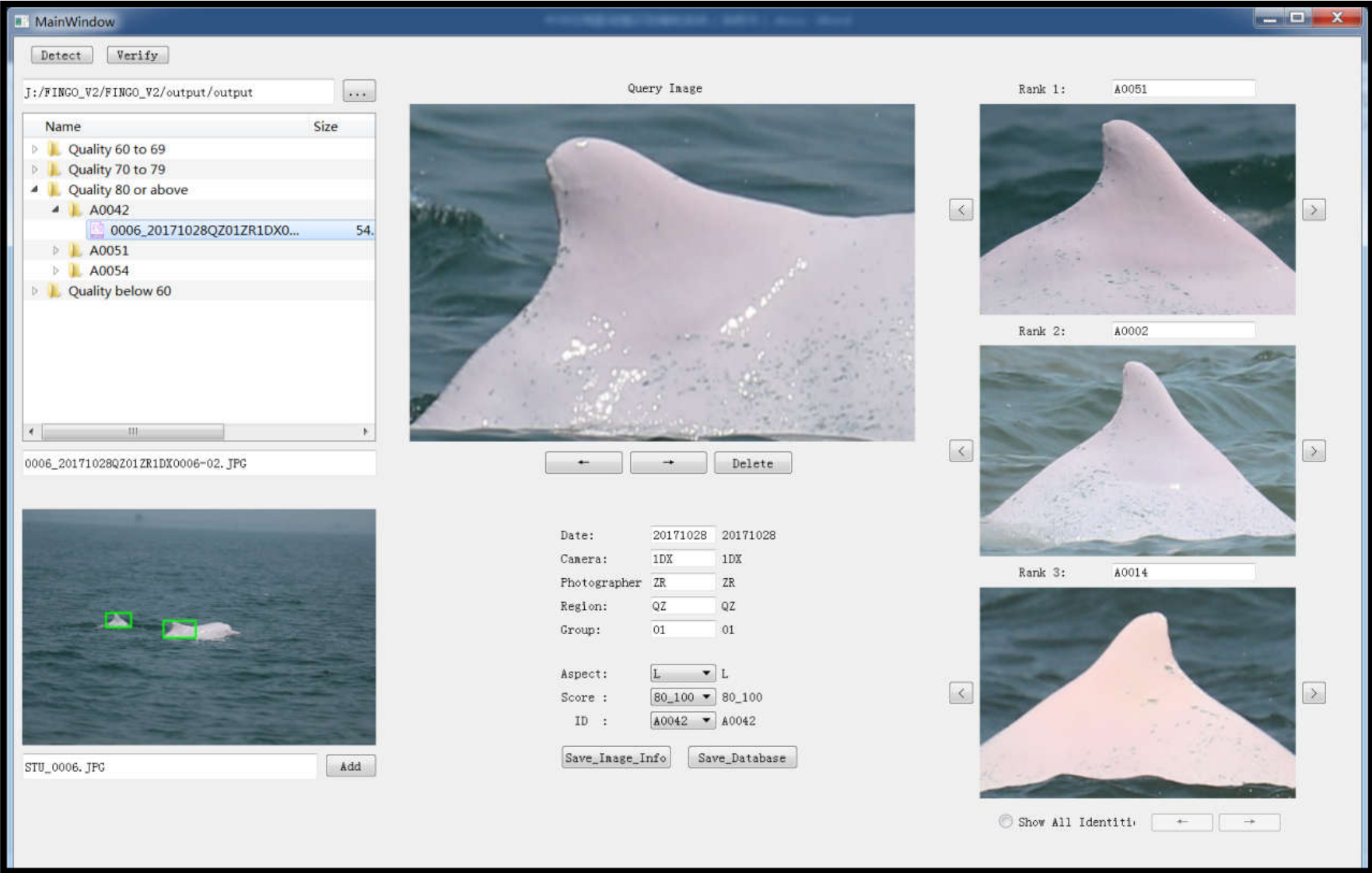
中华白海豚识别软件的总体流程图

# 五、中华白海豚识别软件——执行处理界面



中华白海豚识别软件的执行处理界面

# 五、 中华白海豚识别软件——用户校验界面



识别结果显示及用户校验的界面



### 创新点:

- 首次将深度学习的图像处理技术应用于中华白海豚的照片个体识别
- 整理并公开了首个用于中华白海豚的照片个体识别的大规模图像数据集
- 传统方法都是对单个个体单张图片进行识别，提出了一种基于群信息的背鳍个体识别方法，改进了CNN对于低质量照片的识别效果

### 不足:

- 研究的背鳍个体识别仍然是封闭集个体识别（训练集和测试集是同样的个体），未来可考虑开放集个体识别
- 异常检测阶段使用的统计法只用到CNN的预测ID而没有用到CNN特征，而DBSCAN算法只用到CNN特征效果不太好，未来可考虑融合CNN预测ID和特征进行异常检测

- [1] Wiirsig B, Jefferson T A. Methods of photo-identification for small cetaceans[J]. Reports of the International Whaling Commission, 1990, 12: 43-52.
- [2] Jefferson T A, Karczmarski L. *Sousa chinensis*[J]. Mammalian species, 2001, 2001(655): 1-9.
- [3] Halpin P N, Read A J, Fujioka E, et al. OBIS-SEAMAP: The World Data Center for Marine Mammal, Sea Bird, and Sea Turtle Distributions[J]. Oceanography, 2009, 22(2): 104-115.
- [4] Joly A, Goeau H, Glotin H, et al. LifeCLEF 2016: Multimedia Life Species Identification Challenges[C]. cross language evaluation forum, Évora, Portugal, Sep, 2016: 286-310.
- [5] Kaggle. Humpback Whale Identification Challenge. Website, 2018. <https://www.kaggle.com/c/whale-categorization-playground>.
- [6] Kaggle. Right Whale Recognition. Website, 2016. <https://www.kaggle.com/c/noaa-right-whale-recognition>.
- [7] Gailey G, Karczmarski L. DISCOVERY: A photo-identification data management system for individually recognizable animals[J]. The Swire Institute of Marine Science, The University of Hong Kong, 2012.
- [8] Hughes B, Burghardt T. Automated Visual Fin Identification of Individual Great White Sharks[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 122(3): 542-557.
- [9] Town C, Marshall A, Sethasathien N, et al. Manta Matcher: automated photographic identification of manta rays using keypoint features[J]. Ecology and Evolution, 2013, 3(7): 1902-1914.
- [10] Bogucki R, Cygan M, Khan C B, et al. Applying deep learning to right whale photo identification[J]. Conservation Biology, 2019, 33(3): 676-684.
- [11] Long J, Shelhamer E, Darrell T, et al. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]. computer vision and pattern recognition, Boston, Massachusetts, USA, June, 2015: 3431-3440.
- [12] Wikipedia. 68–95–99.7 rule. Website, 2020. [https://en.wikipedia.org/wiki/68%E2%80%9395%E2%80%9399.7\\_rule](https://en.wikipedia.org/wiki/68%E2%80%9395%E2%80%9399.7_rule).
- [13] Ester M, Kriegel H, Sander J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial Databases with Noise[C]. knowledge discovery and data mining, Portland, Oregon, USA, Aug, 1996: 226-231.
- [14] Liu W, Wen Y, Yu Z, et al. SphereFace: Deep Hypersphere Embedding for Face Recognition[C]. computer vision and pattern recognition, Hawaii, USA, July, 2017: 6738-6746.
- [15] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.

**Thanks !**