通用目标检测框架下的船只识别系统

"复杂海情和气象条件下的海上船只识别"

Ship Identification with General Object Detection Frameworks

2017 年 12 月

第 11 小组

李勰　徐易难　肖景匀　俞子舒　张远航

中国科学院大学

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目录

组员介绍

人员分工（not final!）

- Titan X：独立完成了绝大部分工作
- 张远航：训练网络，文献调研（关注网络结构）
- 俞子舒：查找开源代码，fine-tune
- 徐易难：数据集划分，标签清理，结果分析
- 肖景匀：图片去雾，分类筛选
- 李 勰：数据集扩增，文献调研

问题概述

题目要求

输入：图片，1024×1024

输出：所有船只的位置，大小及类别（游轮、游艇、货船中的一种）

```
huochuan,714 565 1009 692
huochuan,460 562 810 918
huochuan,883 281 1024 398
youlun,693 926 796 1009
```

目标所处的位置以及大小通常用矩形的界定框（bounding box）来表示：(x, y, w, h)

题目要求（续）

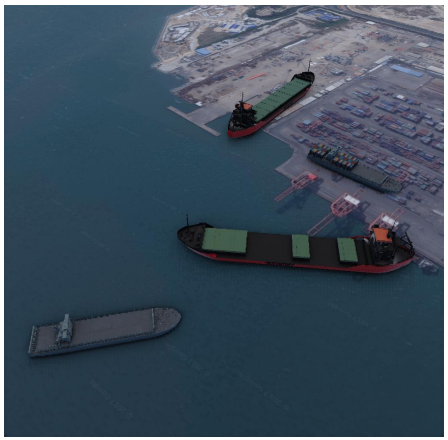
输入：图片，1024×1024

输出：所有船只的位置，大小及类别（游轮、游艇、货船中的一种）

Are U Kidding Me

“以真实卫星影像为基础生成的模拟图像”

(a) 船身重叠



(b) 两栖攻击舰？

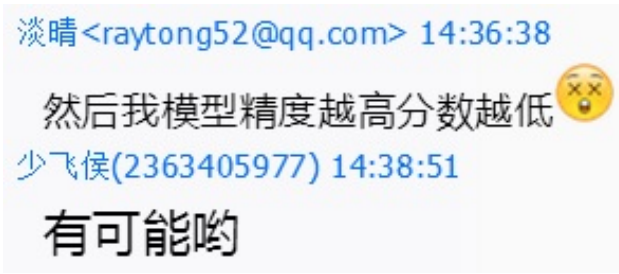


图 1: 不合理样本示例

Bad ground truth labels hurt performance!

性能度量

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FN}}$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FP}}$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R}$$

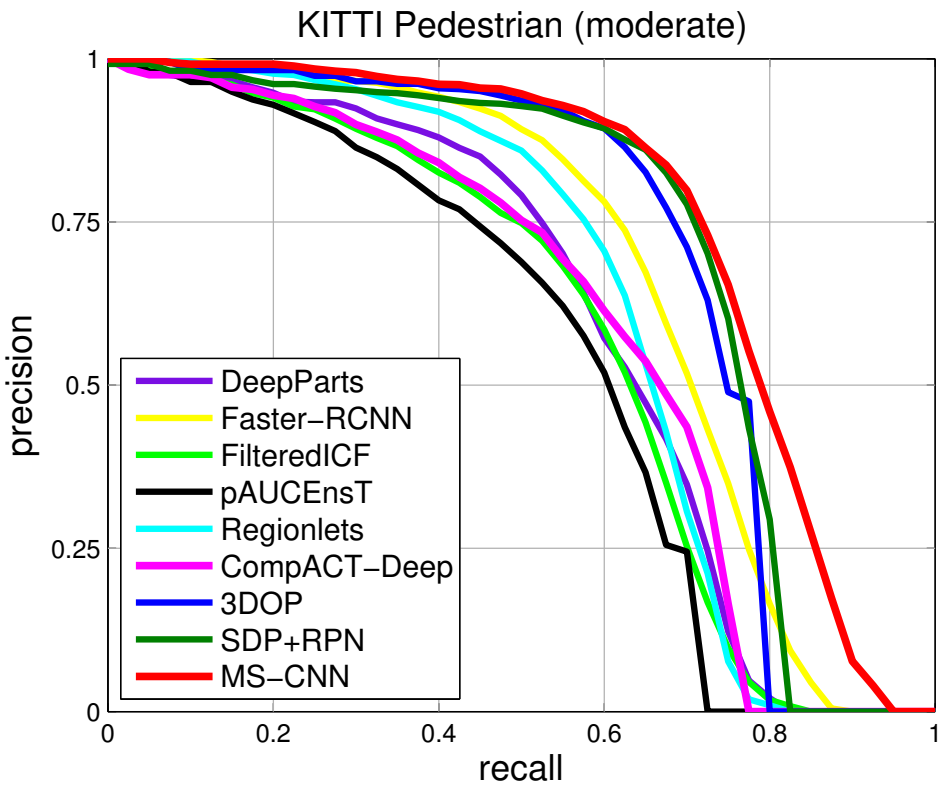


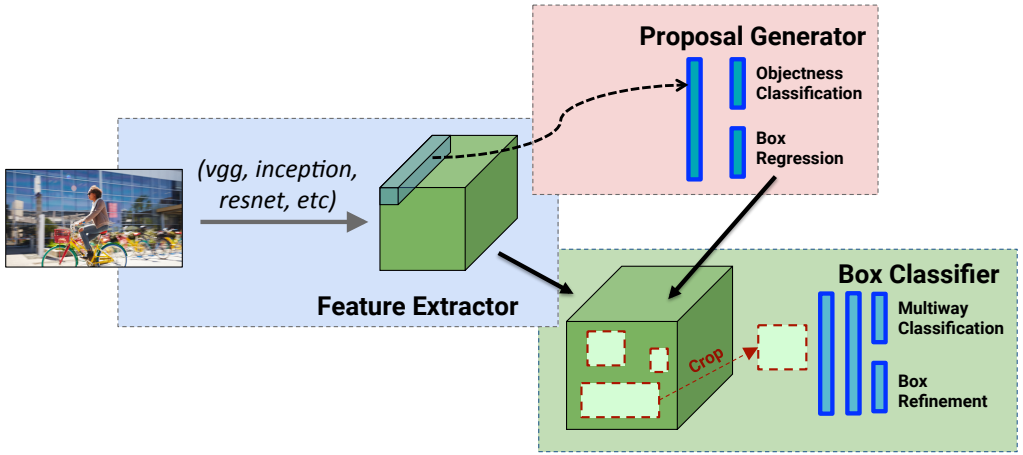
图 2: PR 精度评价曲线

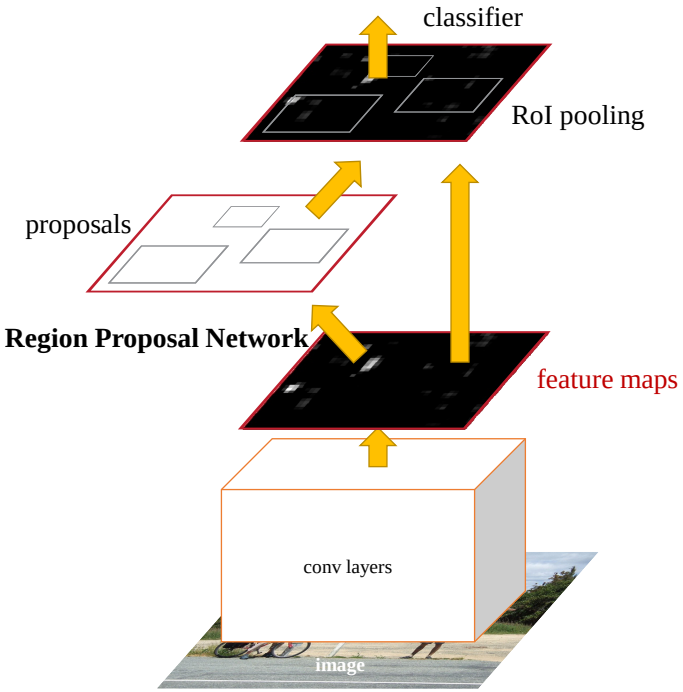
方法学

目录

Faster R-CNN

Faster Region-based Convolutional Networks





- 两个 CNN 共享卷积层
  - 生成候选窗口：RPN
  - 检测：Fast R-CNN

方案概述

去雾

基于暗通道先验（dark channel prior）的单图去雾

- 雾成像模型：$\mathbf{I}(\mathbf{x}) = \mathbf{J}(\mathbf{x})t(\mathbf{x}) + \mathbf{A}(1 - t(\mathbf{x}))$

去雾

基于暗通道先验（dark channel prior）的单图去雾

- 雾成像模型：$\mathbf{I}(\mathbf{x}) = \mathbf{J}(\mathbf{x})t(\mathbf{x}) + \mathbf{A}(1 - t(\mathbf{x}))$
- 大气光成分 $\mathbf{A}$（雾最浓区域）的估计？

去雾

基于暗通道先验（dark channel prior）的单图去雾

- 雾成像模型：$\mathbf{I}(\mathbf{x}) = \mathbf{J}(\mathbf{x})t(\mathbf{x}) + \mathbf{A}(1 - t(\mathbf{x}))$
- 大气光成分 $\mathbf{A}$（雾最浓区域）的估计？
- 轻度

去雾（续）

- 中度

- 按直方图分类

测试/训练集划分

- 留出法，训练集: 测试集 $= 4:1$，随机打乱

测试/训练集划分

- 留出法，训练集: 测试集 $= 4:1$，随机打乱
- 刚开始训练时的一段对话

XXX(6XXX8) 18:38:20
我只训了 3000 步
XXX(6XXX8) 18:38:35
基本上没有训练到游轮
XXX 19:34:02
不对呀，都打乱过吧

XXX(4XXX8) 19:34:24
最后给你们的压缩包应该都是乱的 除了分类
XXX(6XXX8) 20:38:52
我感觉是游轮太少了吧

测试/训练集划分

- 留出法，训练集: 测试集 $= 4:1$，随机打乱
- 刚开始训练时的一段对话

XXX(6XXX8) 18:38:20
我只训了 3000 步
XXX(6XXX8) 18:38:35
基本上没有训练到游轮
XXX 19:34:02
不对呀，都打乱过吧

XXX(4XXX8) 19:34:24
最后给你们的压缩包应该都是乱的 除了分类
XXX(6XXX8) 20:38:52
我感觉是游轮太少了吧

- 类别严重不均衡

测试/训练集划分

- 留出法，训练集: 测试集 $= 4:1$，随机打乱
- 刚开始训练时的一段对话

XXX(6XXX8) 18:38:20
我只训了 3000 步
XXX(6XXX8) 18:38:35
基本上没有训练到游轮
XXX 19:34:02
不对呀，都打乱过吧

XXX(4XXX8) 19:34:24
最后给你们的压缩包应该都是乱的 除了分类
XXX(6XXX8) 20:38:52
我感觉是游轮太少了吧

- 类别严重不均衡
  - 初赛：货船：6299，游轮：2442，游艇：4473，渔船：239

测试/训练集划分

- 留出法，训练集: 测试集 $= 4:1$，随机打乱
- 刚开始训练时的一段对话

XXX(6XXX8) 18:38:20
我只训了 3000 步
XXX(6XXX8) 18:38:35
基本上没有训练到游轮
XXX 19:34:02
不对呀，都打乱过吧

XXX(4XXX8) 19:34:24
最后给你们的压缩包应该都是乱的 除了分类
XXX(6XXX8) 20:38:52
我感觉是游轮太少了吧

- 类别严重不均衡
  - 初赛：货船：6299，游轮：2442，游艇：4473，渔船：239
  - 复赛：货船：10757，游轮：2929，游艇：618

测试/训练集划分

- 留出法，训练集: 测试集 $= 4:1$，随机打乱
- 刚开始训练时的一段对话

XXX(6XXX8) 18:38:20
我只训了 3000 步
XXX(6XXX8) 18:38:35
基本上没有训练到游轮
XXX 19:34:02
不对呀，都打乱过吧

XXX(4XXX8) 19:34:24
最后给你们的压缩包应该都是乱的 除了分类
XXX(6XXX8) 20:38:52
我感觉是游轮太少了吧

- 类别严重不均衡
  - 初赛：货船：6299，游轮：2442，游艇：4473，渔船：239
  - 复赛：货船：10757，游轮：2929，游艇：618
- 怎么办？

类别不均衡

解决方法：过采样!

THE REMEDY (BUDA ET AL. 2017)

- The method that in most of the cases outperforms all others with respect to multiclass ROC AUC was oversampling.
- Oversampling should be applied to the level that totally eliminates the imbalance.
- As opposed to some classical machine learning models, oversampling does not necessarily cause overfitting of convolutional neural networks.

数据集扩增

- Random saturation

数据集扩增

- Random saturation
- Random cropping

数据集扩增

- Random saturation
- Random cropping
- Random contrast

数据集扩增

- Random saturation
- Random cropping
- Random contrast
- Random clipping & pasting

数据集扩增

- Random saturation
- Random cropping
- Random contrast
- Random clipping & pasting
- Random dehazing efforts

尺度问题

固定大小感受野不能很好处理不同尺度的目标

图片中可能出现各种不同尺度的物体（黄色的界定框）。RPN 的单一感受野（阴影区域）不能应对这种多变性。[Cai 2016]

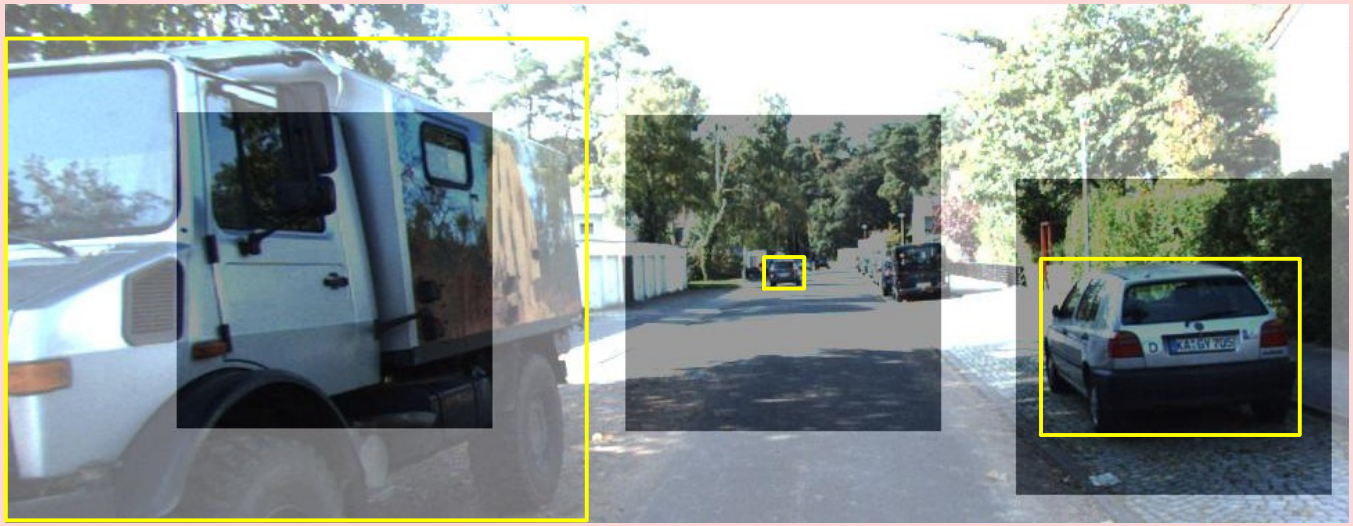


图 3: KITTI 数据集中的尺度差异

MSCNN (Multi-Scale CNN)

Cai et al. 2016

候选框生成子网络中，检测在多个输出层完成，感受野便可匹配不同尺度的物体。

特征图上采样

- 传统多尺度策略：图像上采样得到图像金字塔（慢，占内存，小目标响应弱）
- MSCNN：
  - 只输入一个尺度的特征图
  - 引入反卷积层，特征图上采样（快，小目标可产生大而强的响应区域）

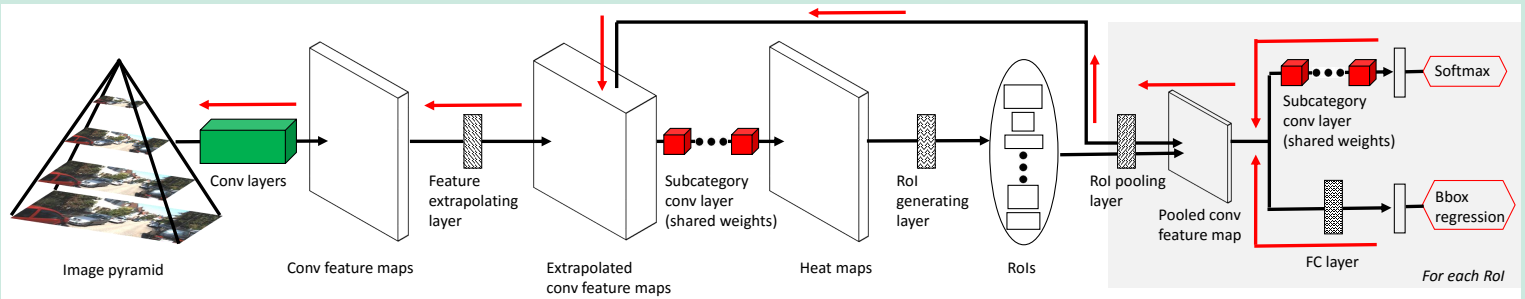
（* 感受野：卷积神经网络每一层输出的特征图（feature map）上的像素点在原始图像上映射的区域大小）

Sub-CNN (Subcategory-aware CNN)

Xiang et al. 2016

特征外插层

- 图像上采样，特征图外插
- 输入 N（不会太大!）个不同尺度下的特征图
- 每两个尺度之间双线性外插 M 个中间尺度，得到 $N' = (N-1)M + N$ 个特征图



其他可能的性能提升来源？

- Multi-crop Inference

- Ensembling: diversity is key

总结

Takeaway Messages

- Ground truth matters

Takeaway Messages

- Ground truth matters
- Image dehazing works very well

Takeaway Messages

- Ground truth matters
- Image dehazing works very well
- Trade-offs: speed / accuracy, precision / recall

Takeaway Messages

- Ground truth matters
- Image dehazing works very well
- Trade-offs: speed / accuracy, precision / recall
- Addressing class imbalance: oversample

Takeaway Messages

- Ground truth matters
- Image dehazing works very well
- Trade-offs: speed / accuracy, precision / recall
- Addressing class imbalance: oversample
- Handling objects with scale variation

Takeaway Messages

- Ground truth matters
- Image dehazing works very well
- Trade-offs: speed / accuracy, precision / recall
- Addressing class imbalance: oversample
- Handling objects with scale variation
  - feature up-sampling by deconvolution / feature extrapolation

Takeaway Messages

- Ground truth matters
- Image dehazing works very well
- Trade-offs: speed / accuracy, precision / recall
- Addressing class imbalance: oversample
- Handling objects with scale variation
  - feature up-sampling by deconvolution / feature extrapolation
  - multi-scale feature fusion

参考文献

Object Detection

- Ren, Shaoqing, et al. “Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks.” Advances in neural information processing systems. 2015.
- Huang, Jonathan, et al. ”Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors.” arXiv preprint arXiv:1611.10012 (2016).
- Huang, Jonathan. “Object Detection at Google”. IEEE SIDAS 2017 Industry Keynote.
- “目标检测一唱三叹：更准，更快，更智能”. 邬书哲，2016.

参考文献（续）

State-of-the-art

- Cai, Zhaowei, et al. “A unified multi-scale deep convolutional neural network for fast object detection.” European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2016.
- Hong, Sanghoon, et al. “PVANet: Lightweight Deep Neural Networks for Real-time Object Detection.” arXiv preprint arXiv:1611.08588 (2016).
- Ren, Jimmy, et al. “Accurate Single Stage Detector Using Recurrent Rolling Convolution.” arXiv preprint arXiv:1704.05776 (2017).
- Xiang, Yu, et al. “Subcategory-aware convolutional neural networks for object proposals and detection.” IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. IEEE, 2017.

参考文献（续）

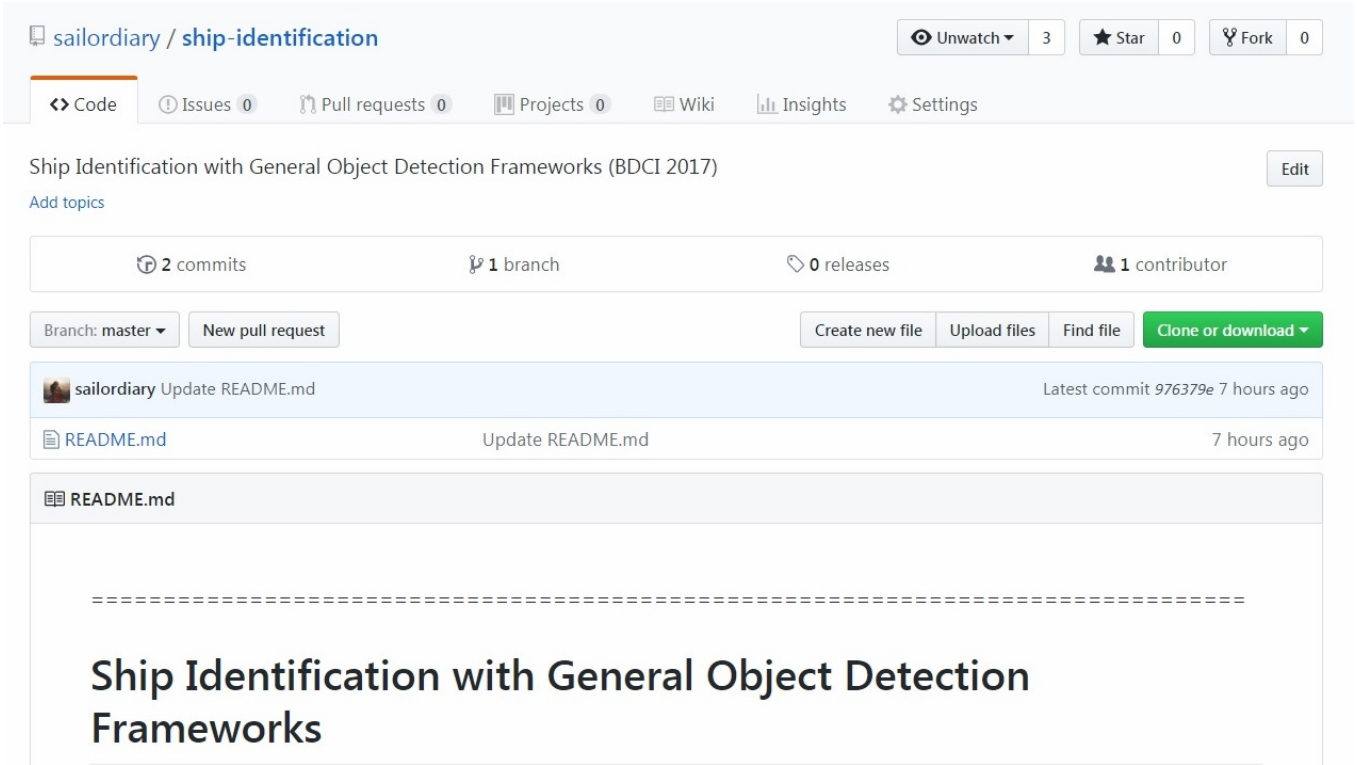
Dehazing and others

- He, Kaiming, Jian Sun, and Xiaoou Tang. “Single image haze removal using dark channel prior.” IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 33.12 (2011).
- Berman, Dana, and Shai Avidan. “Non-local image dehazing.” Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
- Buda, Mateusz, Atsuto Maki, and Maciej A. Mazurowski. “A systematic study of the class imbalance problem in convolutional neural networks.” arXiv preprint arXiv:1710.05381 (2017).

Thank you!

Code and models will be available at:

`https://github.com/sailordiary/ship-identification`



Questions?