

# 军事场景下的目标定位

赵祈杰

2018.11.24

Final-year Master candidate

实验室 : Visual Data Interpreting and Generation Lab(VDIG)

单位 : 北京大学计算机科学与技术研究所

导师: 王勇涛副研究员

个人主页: [qijiezhao.github.io](http://qijiezhao.github.io)

邮箱: [zhaoqijie at pku.edu.cn](mailto:zhaoqijie@pku.edu.cn)



北京大学  
PEKING UNIVERSITY



北京大学计算机科学技术研究所  
INSTITUTE OF COMPUTER SCIENCE & TECHNOLOGY OF PEKING UNIVERSITY

# 团队介绍

- 队名 : VDIG
- 姓名 : 倪烽, 赵祈杰, 王勇涛
- 单位 : 北京大学, 计算机科学技术研究所, VDIG lab
- 成绩 : 检测 (第一), 分割 (第一)



倪烽

北京大学软件与微电子学院

硕士一年级学生

研究方向: 深度学习与计算机视觉,  
物体识别与目标检测



赵祈杰

北京大学计算机科学技术研究所

硕士三年级学生

研究方向: 深度学习与计算机视觉,  
目标检测, 语义分割, 行为识别等



导师: 王勇涛

北京大学计算机科学技术研究所  
副研究员

研究方向: 复杂文档图像理解, 深度学习与计算机视觉

联系方式 : {nifeng, zhaoqijie, wyt}@pku.edu.cn

# 内容

- 赛题介绍
- 相关工作总结
- 方法介绍
- 实验
- 展望

# 内容

- 赛题介绍
- 相关工作总结
- 方法介绍
- 实验
- 展望

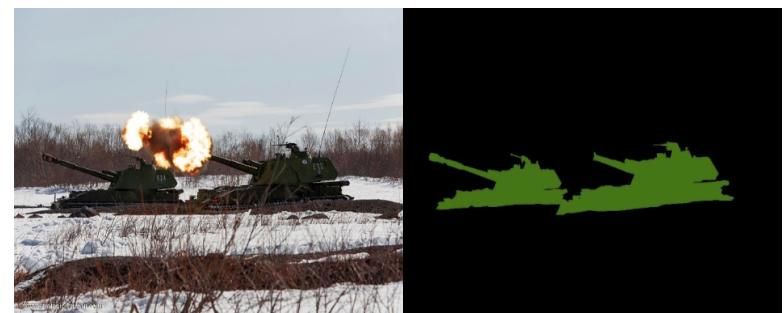
# 赛题介绍



- 背景：在军事领域，由于战场环境复杂、实际战争存在“战争迷雾”等原因导致的**真实数据获取困难和数据噪声极大**等问题，给军事智能的发展带来了极大的挑战。
- 任务：
  - **目标检测**：定位出坦克和装甲车的目标框位置
  - **语义分割**：分割出图像中属于坦克和装甲车的区域



(1)图像的目标检测结果



(2)图像的语义分割结果

# 赛题介绍

- 数据集：
  - 20000张人工标注的图像，包含坦克和军用装甲车目标的位置矩形框
  - 训练集12000张，验证集3000张，测试集5000张
- 问题难点：

(1) 图像类型不统一，包含3通道、  
单通道、4通道的图像



(2) 目标尺度变化极大



(3) 难以精准定位边界框



# 内容

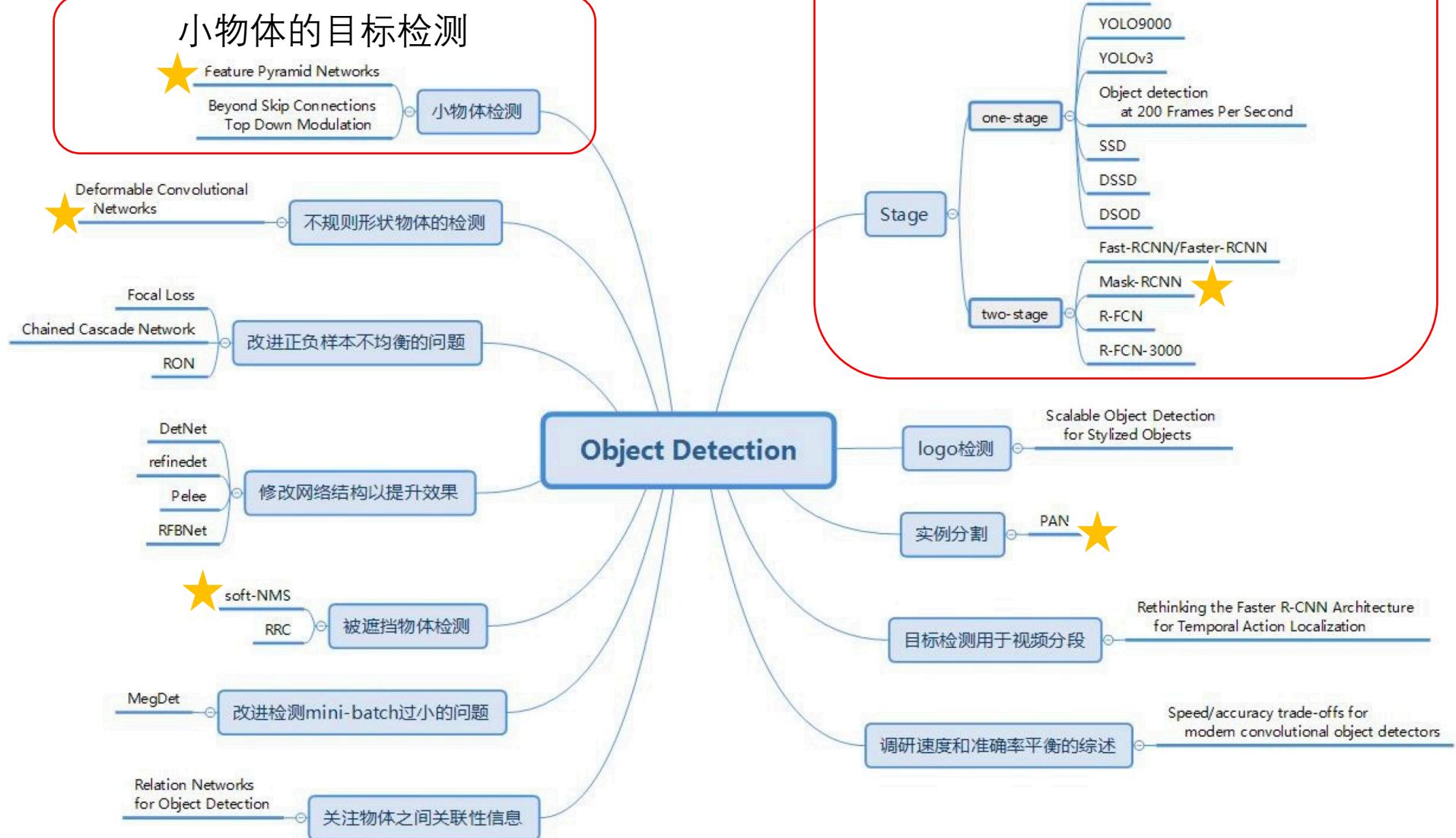
- 赛题介绍
- 相关工作总结
- 方法介绍
- 实验
- 展望

# 相关工作

## ➤ 目标检测

- 按**回归步骤**可分为：1,单步法; 2,双步法; 3,其他
- 按**功能目标**可分为：1,快速目标检测器; 2,精准优先检测器; 3,其他特定任务的检测器
- 单步法：  
YOLO[1],SSD[2],DSSD[3],RefineDet[4],RetinaNet[5],CFENet[25],M2Det[26]...
- 双步法：  
Faster R-CNN[6],R-FCN[7],Mask R-CNN[8],PANet[9],SNIP[10]...
- 快速目标检测器：  
YOLO(v1,2,3),PELEE[11],RFBNet[12],Light-head R-CNN[13],CFENet...
- 精准优先检测器：  
ResNeXt152 + Mask R-CNN + Cascade R-CNN[14](Cascade rcnn - Detectron)

# 单步法vs双步法



★ 表示可有效提升检测器至State-of-the-art精度的方法

图源自：[知乎专栏](#)

# 相关工作

- 语义分割
  - 分割精度优先：  
FCN[15], DeepLab(v1,v2,v3,v3+)[16], RefineNet[17], PSPNet[18], Large Kernel Matters[19], ExFuse[20], UperNet[21]
  - 分割效率优先：  
ICNet[22], ESPNet[23], BiSENet[24]
- 实例分割、姿态估计(关键点预测)等：
  - 基于RoI的方法都适用，比如Mask R-CNN[8], PANet[9]

# 内容

- 赛题介绍
- 相关工作总结
- 方法介绍
- 实验
- 展望

# 方法介绍：CFENet

- 介绍：

CFENet是一个基于SSD设计的单步检测器，通过增加专门设计的**CFE模块**在网络中对检测物体最敏感的位置进行特征增强，同时对检测器的速度影响很小。即：一个**快速而精准**的单步检测器。

- Paper:

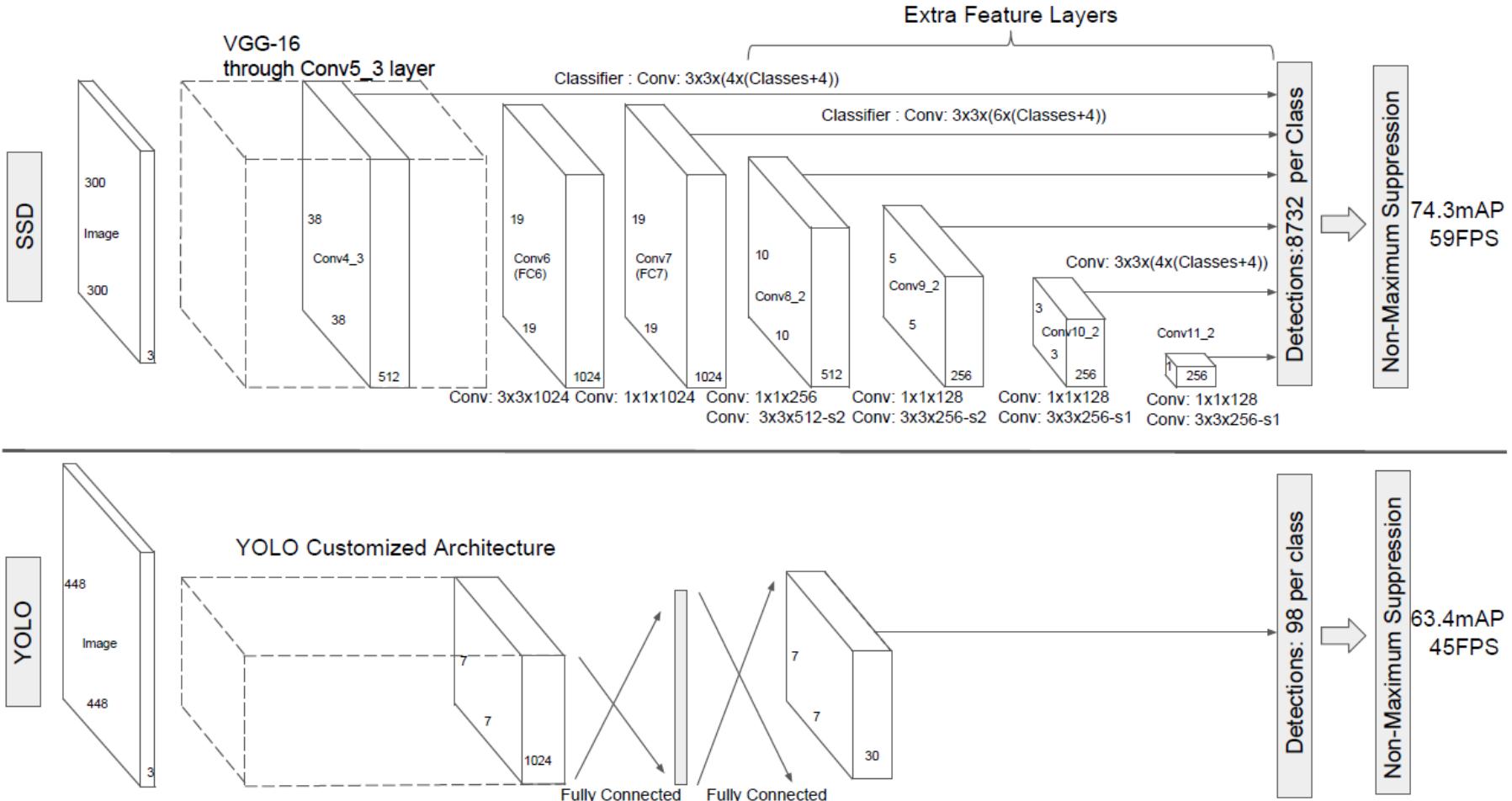
**Qijie Zhao, Yongtao Wang, Tao Sheng et. al.** **Comprehensive Feature Enhancement Module for Single-Shot Object Detector.** *Asian Conference on Computer Vision (ACCV-18)*. [\[pdf\]](#)

**Qijie Zhao, Tao Sheng, Feng Ni, et. al.** **CFENet: An Accurate and Efficient Single-Shot Object Detector for Autonomous Driving.** *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2018 Workshop), Workshop of Autonomous Driving technique report.*

- Code:

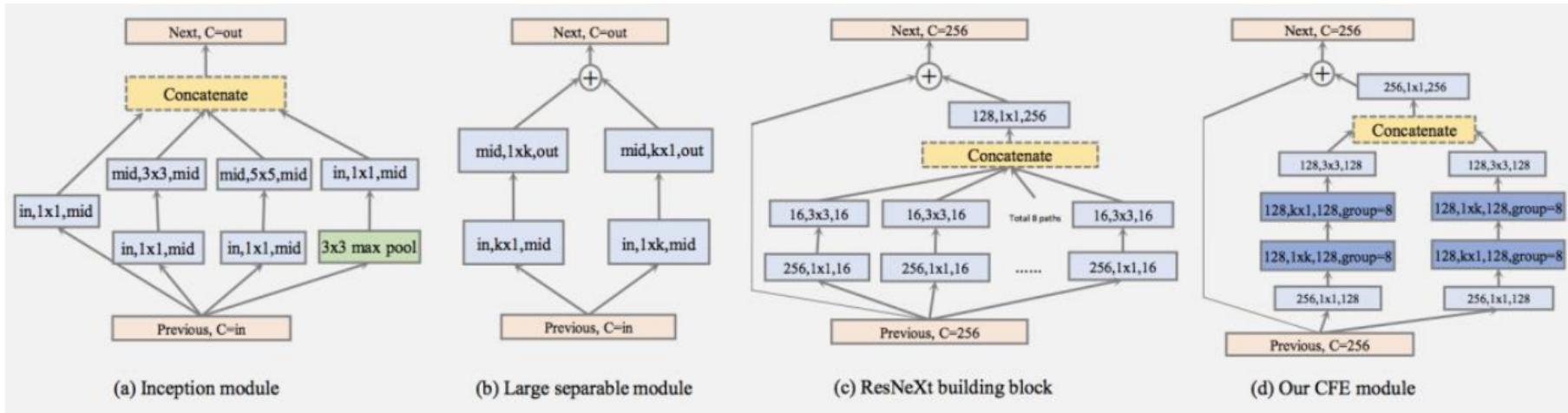
<https://github.com/qijiezhao/CFENet>

# Review the architecture of SSD and YOLO



# 方法介绍：CFENet

- CFE module



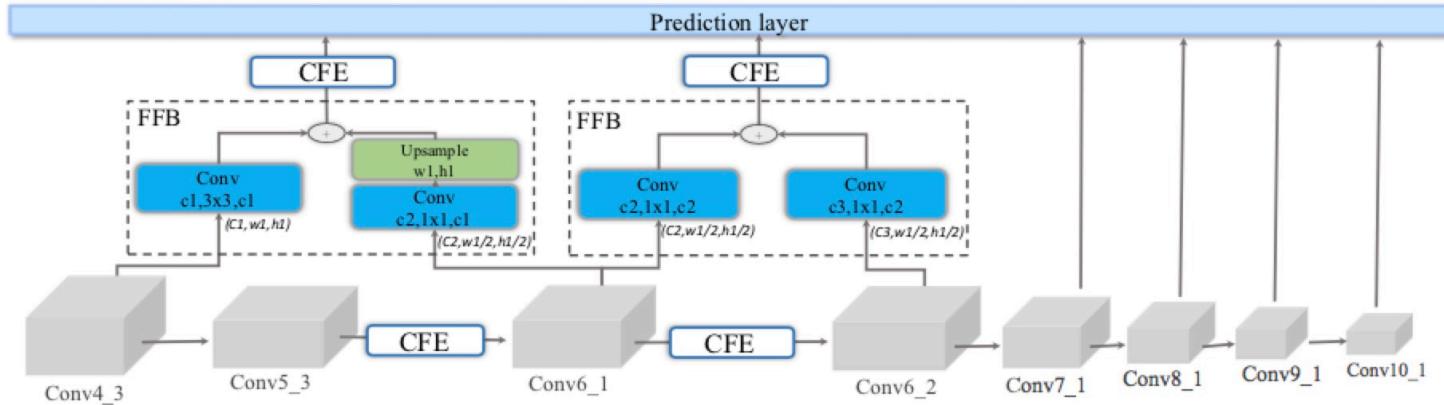
➤ Inception:  
Multi-branch  
Short cut learning  
Feature ensemble

➤ Large kernel:  
Symmetric learning  
Receptive field

➤ Group Conv:  
Less redundancy  
Cardinality  
Efficiency

CFE module:  
**All**

# 方法介绍：CFENet



**How** to design the CFENet ? (怎么设计CFENet)

通过在我们提出的拓扑结构里插入CFE模块，使得网络可以得到表达能力更强的特征。

**Where** to assemble CFE modules? (应该把CFE模块插在什么位置)

检测小物体的大尺度特征图处于网络中较浅位置，缺乏语义信息，感受野有限。

利用特征融合。

利用浅层的获益补充深层特征。

**Why** no more CFE modules? (为什么不增加更多的CFE模块)

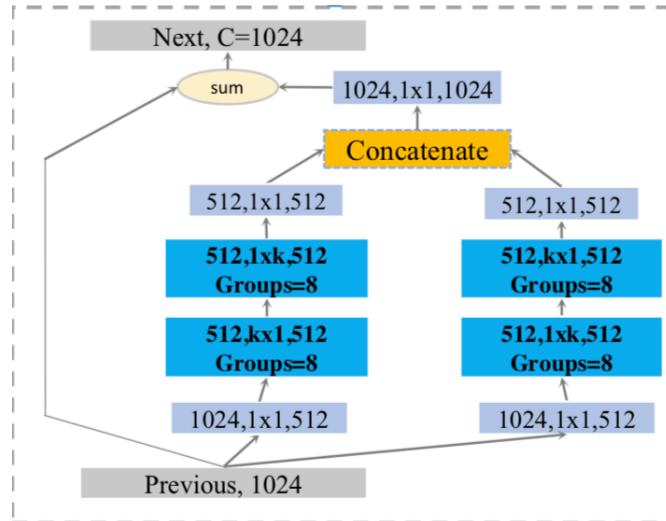
CFE模块不能加太多，因为这会让模型速度变慢、会让网络的训练变得困难。

当前的方案只丢失一定的速度，但提升了很大的精度。

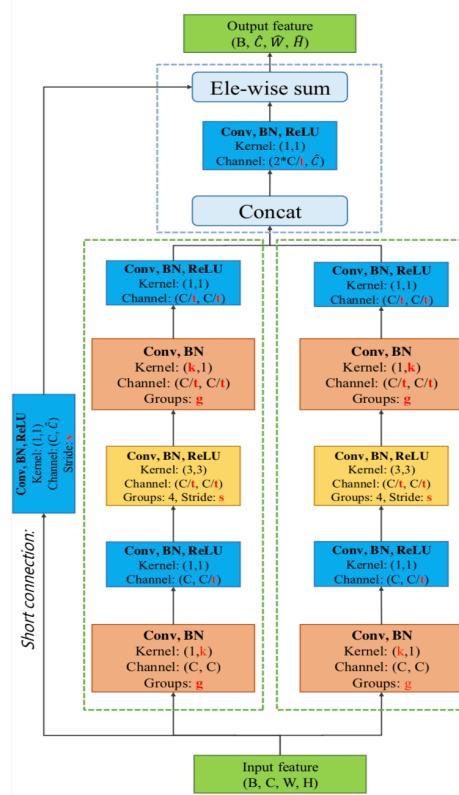
# 方法介绍：CFENet

我们的后续工作在继续升级CFE模块：

CFEv1 v.s. CFEv2



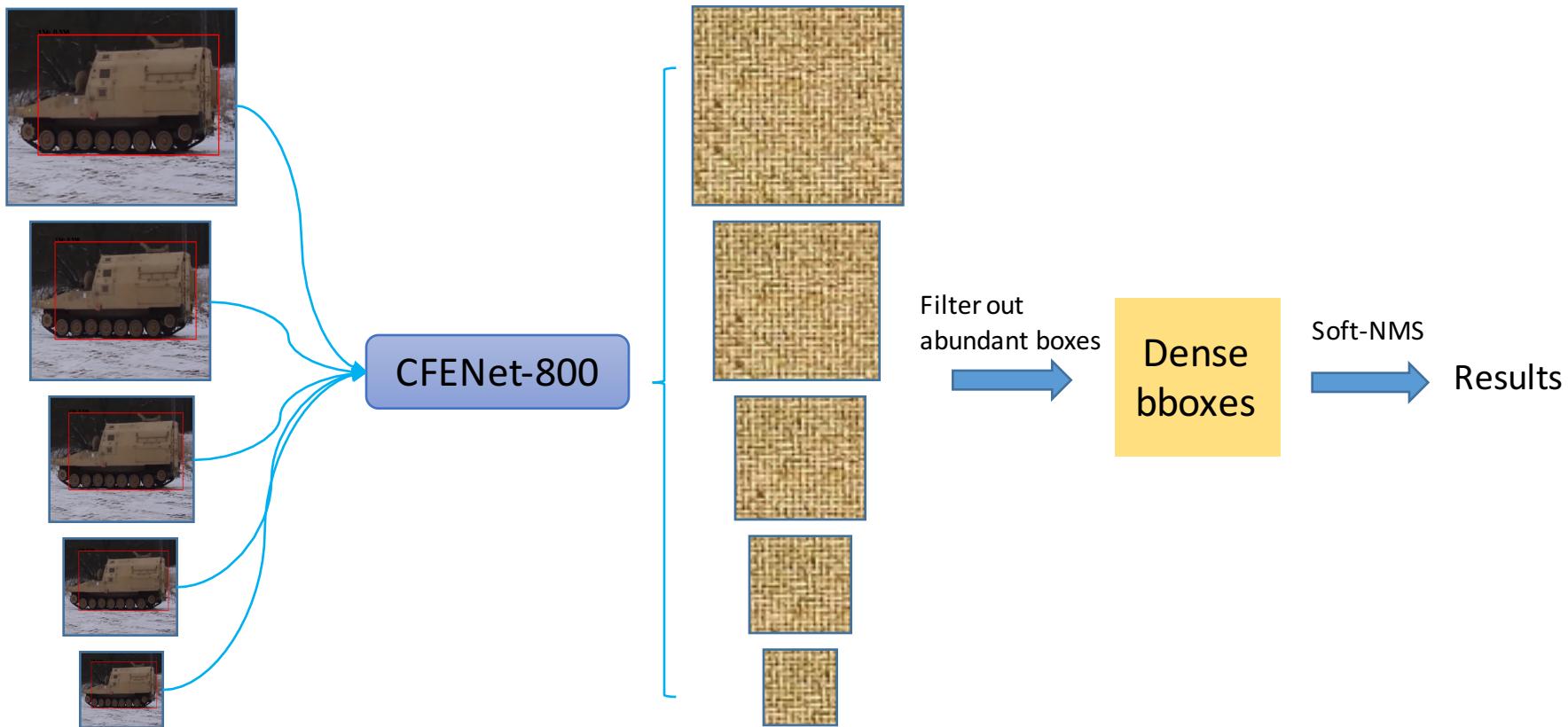
(a).CFEv1模块



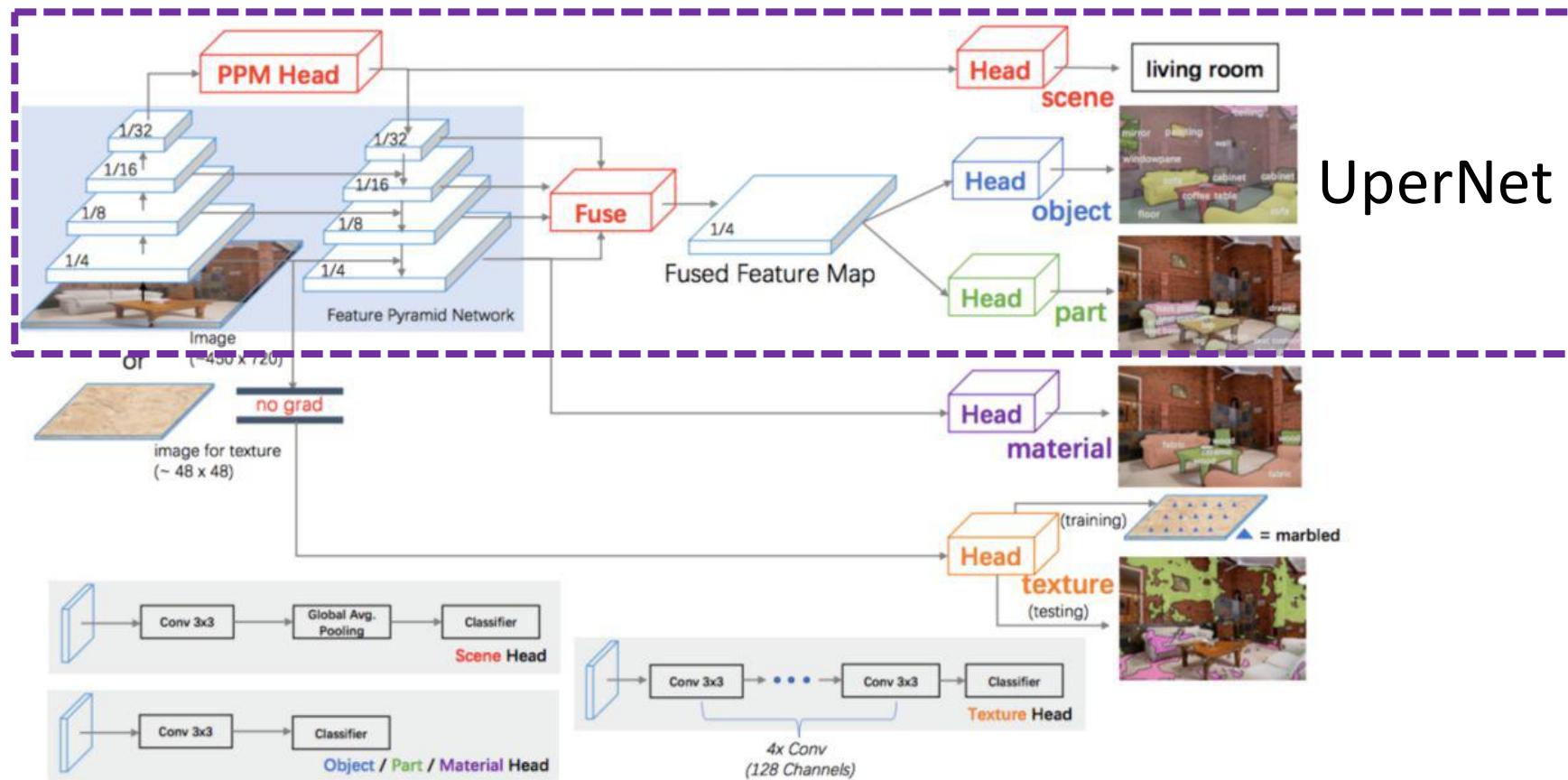
(a).CFEv2模块

# 方法介绍：多尺度测试

- 单尺度的CFENet很快，精度相比SSD等单步检测器已经足够高。但是要和state-of-the-art比精度，需要用到多尺度测试。



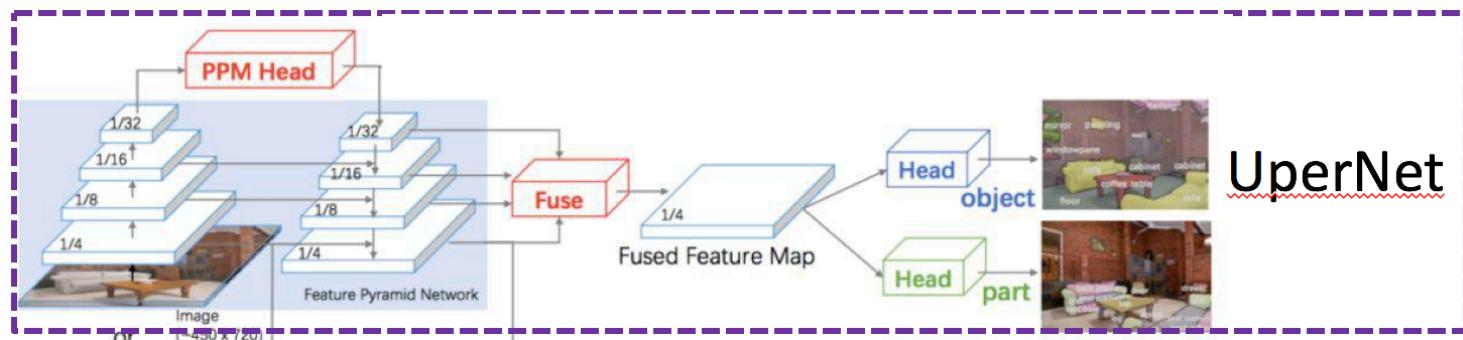
# 方法介绍：UperNet



# 方法介绍：UperNet

## ➤ UperNet为何擅长语义分割？

- 整体来看，UperNet结合了PSPNet和FPN，来得到表达能力（浅+深，感受野，非线性，全局+局部）更强的特征
- 多尺度特征融合，计算机视觉问题中广泛有效的方法
- 深度监督，由PSPNet提出，较浅层（Res5）也加入监督训练



代码已开源：[www.github.com/CSAILVision/semantic-segmentation-pytorch](https://www.github.com/CSAILVision/semantic-segmentation-pytorch)

# 内容

- 赛题介绍
- 相关工作总结
- 方法介绍
- 实验
- 展望

# 实验

- 实验平台和实验环境：
  - 4\*Titan XP GPUs, 48 Gigabytes memory.
  - Ubuntu 16.04, cuda 9.0, cuDNN7.1.4
  - PyTorch 0.4.0
- 训练， 测试时长：
  - 训练阶段：~3天（ 75小时 ）
  - 测试阶段：单尺度：20图/秒；多尺度：1图/秒

# 实验

- 最后实验结果，检测：

名次	队名	所在单位/高校	成绩(%)
1	VDIG	北京大学	84.1
2	山支队	北京邮电大学	82.2
3	SYSU-XZC	中山大学	81.6

# 实验

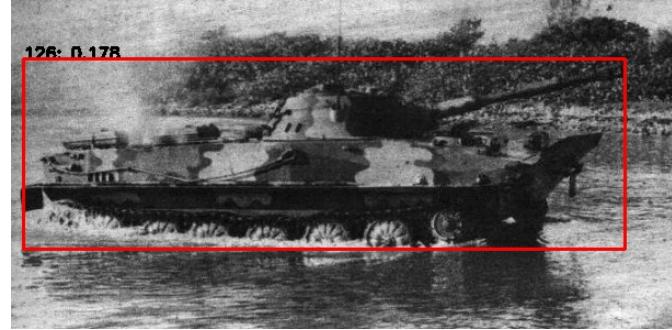
- 最后实验结果，分割：

名次	队名	所在单位/高校	成绩(%)
1	VDIG	北京大学	73.55
2	仰望楼上dalao	中山大学	58.76
3	陆战天眼	中国人民解放军陆军工 程大学	57.63

# 内容

- 赛题介绍
- 相关工作总结
- 方法介绍
- 实验
- 展望

# 展望—现阶段技术的可视化

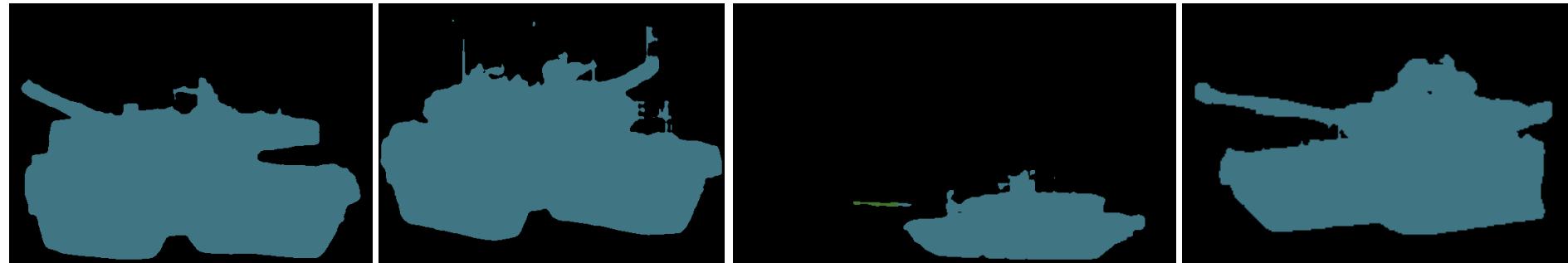


# 展望一 现阶段技术的可视化

标注图像



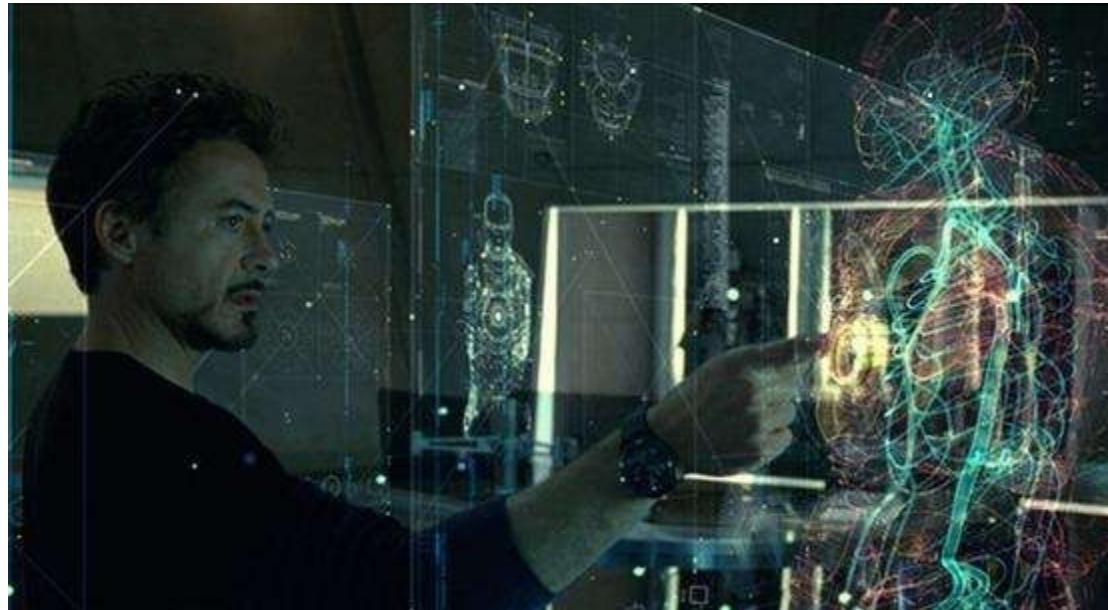
算法的分割结果



# 展望—人工智能(计算机视觉)与军事

➤现阶段的计算机视觉技术对于大部分领域的意义都在于其赋予了**一双更明亮的眼睛**，可以帮助系统更好的做决策，但仍然还有很长的路要走：

- 单任务单模型问题严重，模型迁移困难
- 过度依赖训练数据
- 现实中的特殊情形(Corner case)比实验环境多得多
- (\*)真正会思考的人工智能尚未起步



The End  
Q&A

## References:

- [1]Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016:779-788.
- [2]Liu, W.; Anguelov, D.; Erhan, D.; Szegedy, C.; Reed, S. E.; Fu, C.; and Berg, A. C. 2016. SSD: single shot multibox detector. In ECCV 2016, 21–37.
- [3]Fu, C.; Liu, W.; Ranga, A.; Tyagi, A.; and Berg, A. C. 2017. DSSD : Deconvolutional single shot detector. CoRR abs/1701.06659.
- [4]Zhang, S.; Wen, L.; Bian, X.; Lei, Z.; and Li, S. Z. 2018. Single-shot refinement neural network for object detection. In IEEE CVPR.
- [5]Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal Loss for Dense Object Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, PP(99):2999-3007.
- [6]Ren, S.; He, K.; Girshick, R. B.; and Sun, J. 2015. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. In NIPS 2015, 91–99.
- [7]Dai J, Li Y, He K, et al. R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks[J]. 2016.
- [8]He, K.; Gkioxari, G.; Dollar, P.; and Girshick, R. 2017. Mask R-CNN. In ICCV 2017, 2980–2988. IEEE.
- [9]Liu S , Qi L , Qin H , et al. Path Aggregation Network for Instance Segmentation[J]. 2018.
- [10]Singh, B., and Davis, L. S. 2018. An analysis of scale invariance in object detection—snip. In CVPR 2018, 3578–3587.
- [11]Wang R J , Li X , Ao S , et al. Pelee: A Real-Time Object Detection System on Mobile Devices[J]. 2018.
- [12]Liu S, Huang D, Wang Y. Receptive Field Block Net for Accurate and Fast Object Detection[J]. 2017.
- [13]Li, Zeming, Peng, Chao, Yu, Gang, et al. Light-Head R-CNN: In Defense of Two-Stage Object Detector[J]. 2017.
- [14]Cai, Z., and Vasconcelos, N. 2018. Cascade r-cnn: Delving into high quality object detection. In CVPR 2018.

- [15]Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, PP(99):1-1.
- [16]Chen, L.C., Papandreou, G., Kokkinos, I., Murphy, K., Yuille, A.L.: Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs. TPAMI 40(4), 834{848 (2018)
- [17]Lin, G., Milan, A., Shen, C., Reid, I.: Refinenet: Multi-path refinement networks for high-resolution semantic segmentation (2016)
- [18]Zhao, H., Shi, J., Qi, X., Wang, X., Jia, J.: Pyramid scene parsing network. In: CVPR. pp. 6230{6239 (2017)
- [19]Peng C, Zhang X, Yu G, et al. Large Kernel Matters — Improve Semantic Segmentation by Global Convolutional Network[J]. 2017.
- [20]Zhang Z, Zhang X, Peng C, et al. ExFuse: Enhancing Feature Fusion for Semantic Segmentation[J]. 2018.
- [21]Xiao T, Liu Y, Zhou B, et al. Unified Perceptual Parsing for Scene Understanding[J]. 2018.
- [22]Zhao H, Qi X, Shen X, et al. ICNet for Real-Time Semantic Segmentation on High-Resolution Images[J]. 2017.
- [23]Duggan J, Browne J. ESPNET: expert-system-based simulator of Petri nets[J]. IEE Proceedings D - Control Theory and Applications, 1988, 135(4):239-247.
- [24]Yu C, Wang J, Peng C, et al. BiSeNet: Bilateral Segmentation Network for Real-time Semantic Segmentation[J]. 2018.
- [25]Qijie Zhao et al. Comprehensive Feature Enhancement Module for Single-Shot Object Detector. Asian Conference on Computer Vision (ACCV-18)
- [26]Qijie Zhao et al. M2Det: A Single-Shot Object Detector based on Multi-Level Feature Pyramid Network. AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-19)