



# 电磁大数据导论期末报告

# 基于遥感卫星图像 的建筑物提取

朱嘉迪<sup>†</sup>, 张峻伟<sup>‡</sup>, 陈海涛<sup>‡</sup>, 曾赫男<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>北京大学信息科学技术学院 微电子学系

<sup>‡</sup>北京大学信息科学技术学院 电子学系

# 提纲

- 研究背景及基本原理
- 模型训练
- 测试结果
- 结果分析与展望
- 小结



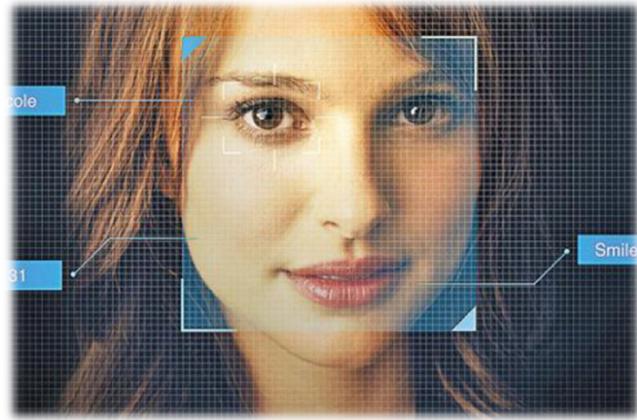
# 提纲

- 研究背景及基本原理
- 模型训练
- 测试结果
- 结果分析与展望
- 小结



# 图像分割

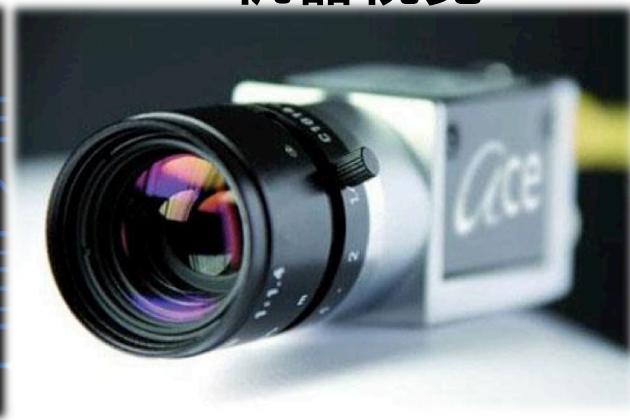
人脸识别



指纹识别



机器视觉



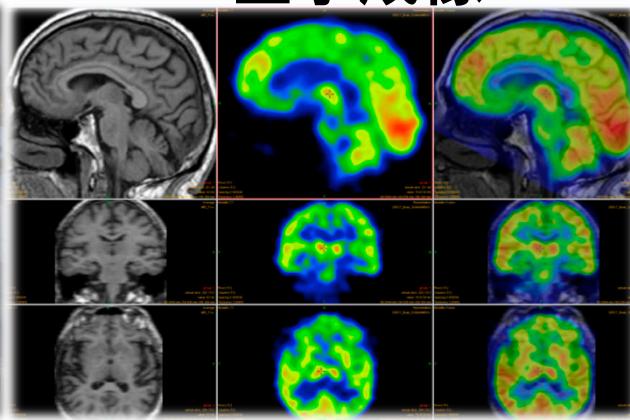
行人检测



卫星定位



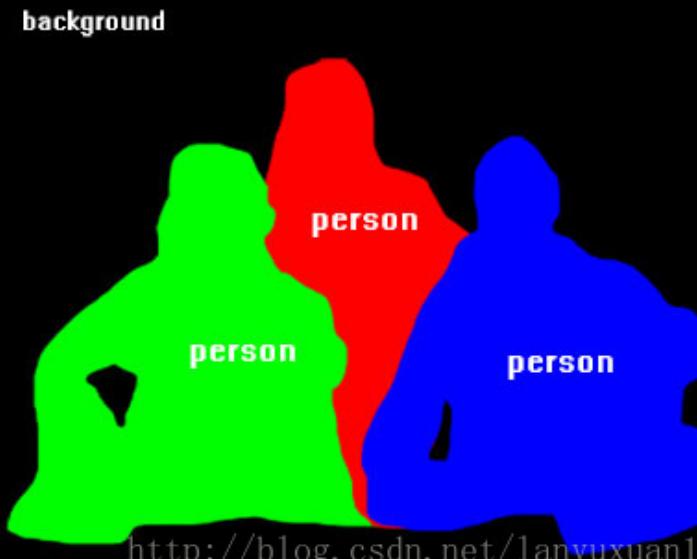
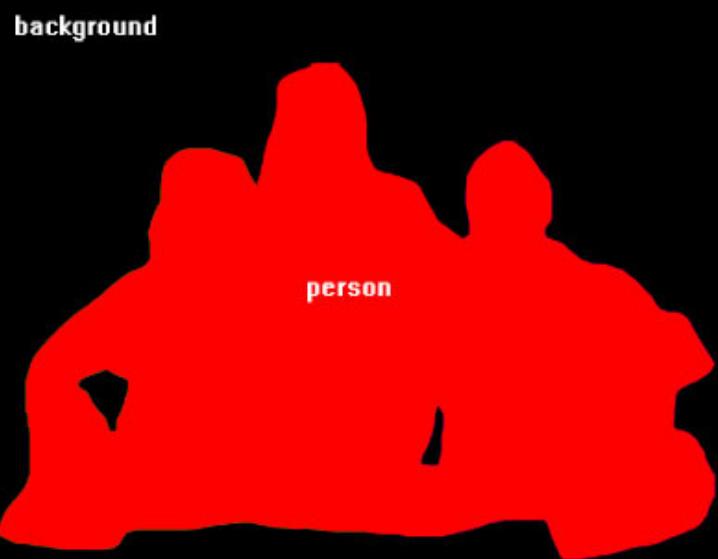
医学成像



# 图像分割

## 语义分割与实例分割

- 语义分割：为每个像素分配一个类标签
- 实例分割：检测和分割每个目标实例



# 图像分割的实现方法:卷积神经网络

## 卷积神经网络 (CNN)

### □ CNN的优势:

- 自动学习多个层次的特征:
  - 较浅的卷积层感知域较小，学习到局部区域的特征；
  - 较深的卷积层感知域较大，学习到更加抽象的特征。
- 抽象特征有利于提高对图像整体的识别性能。

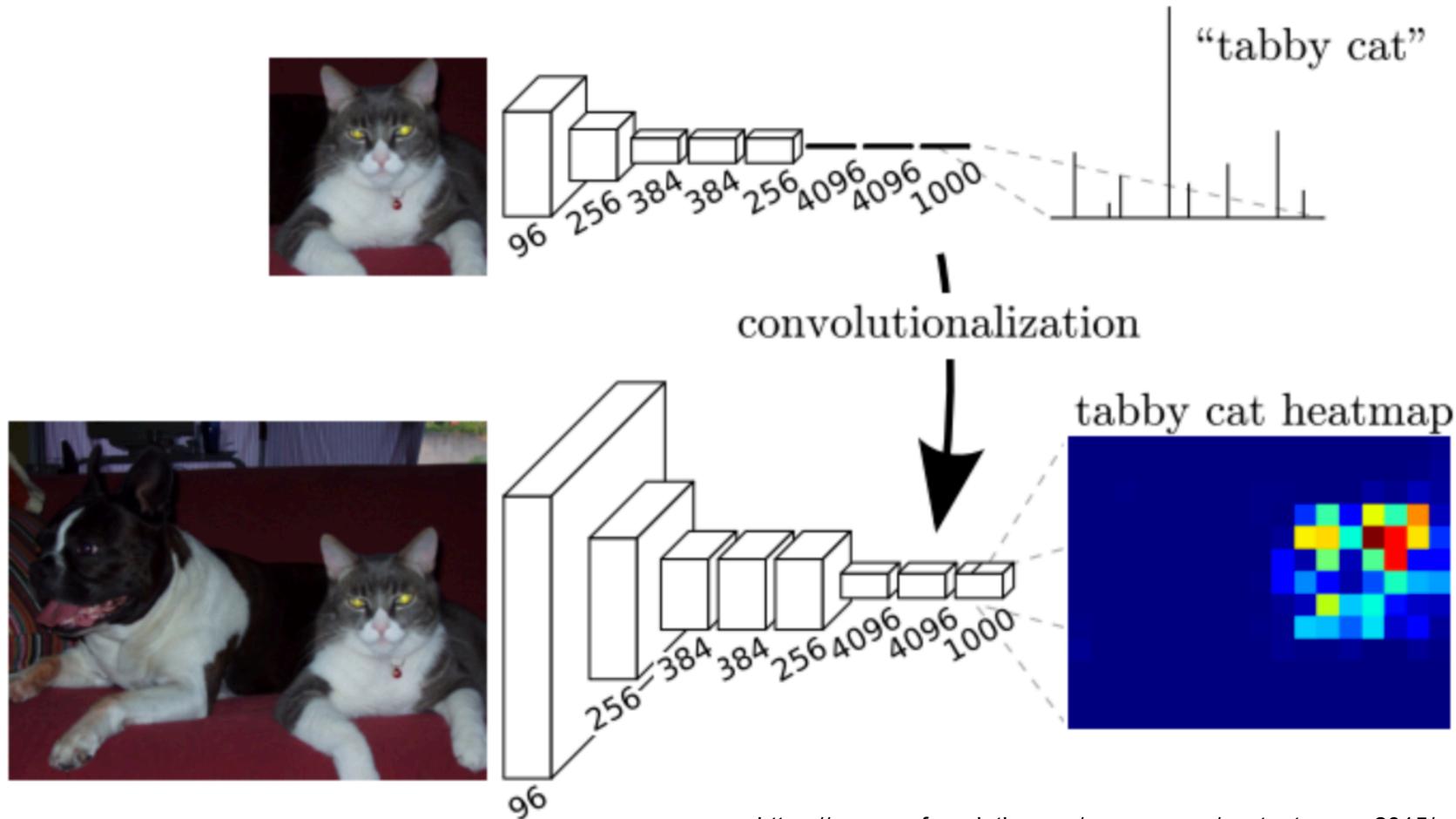
### □ CNN的局限性:

- 训练时间、空间代价较大
- 部分细节丢失
  - 不能很好地给出物体的具体轮廓、指出每个像素具体属于哪个物体，因此做到精确的分割就很有难度。



# 图像分割的实现方法:全卷积网络

FCN将传统CNN中的全连接层转化成一个个的卷积层。



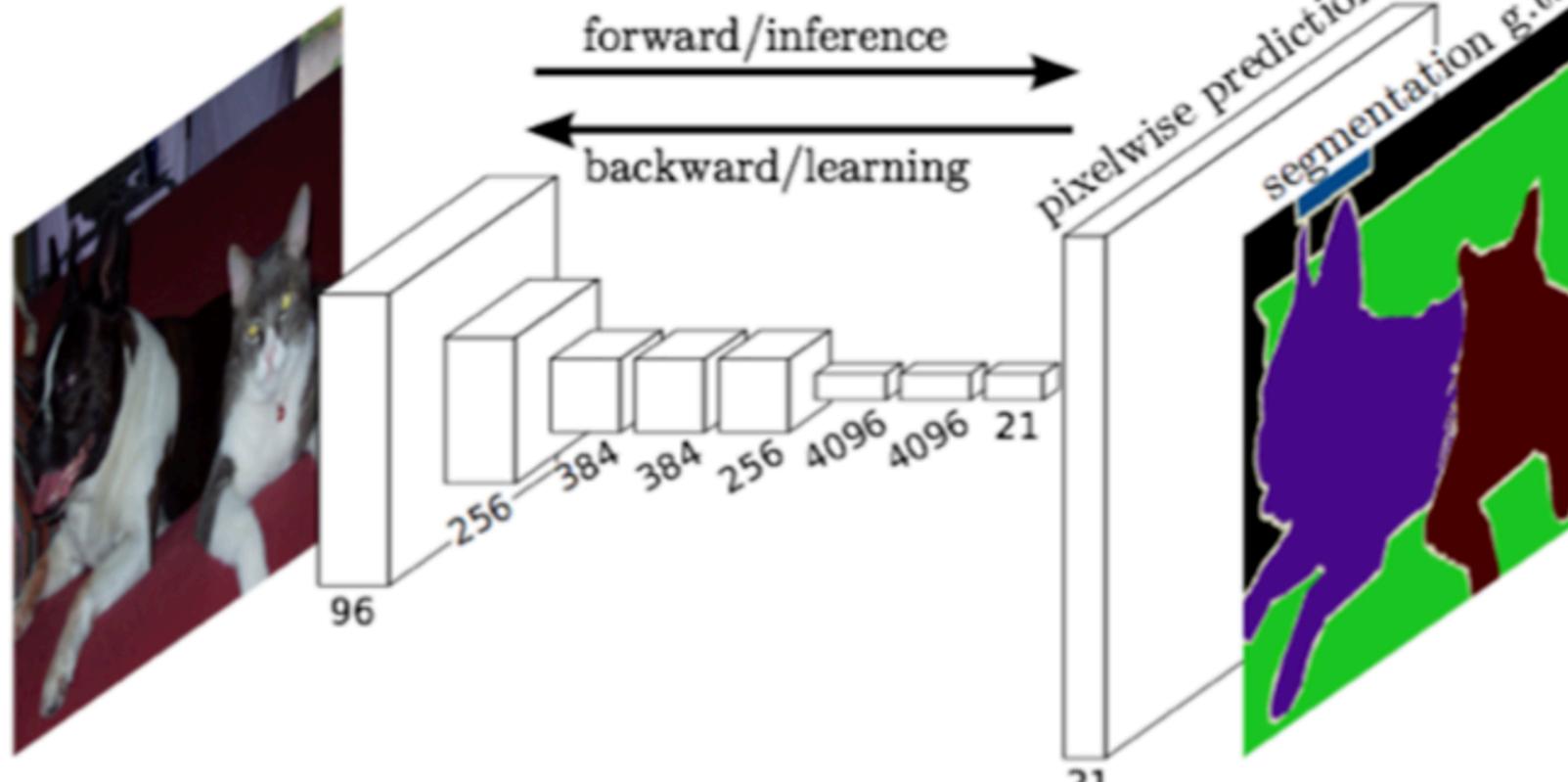
[https://www.cv-foundation.org/openaccess/content\\_cvpr\\_2015/app\\_2B\\_011.pdf](https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2015/app_2B_011.pdf)



# 图像分割的实现方法:全卷积网络

FCN将传统CNN中的全连接层转化成一个个的卷积层。

为从分辨率低的粗略图像恢复到原图的分辨率, FCN使用了上采样, 并通过反卷积实现。



[https://www.cv-foundation.org/openaccess/content\\_cvpr\\_2015/app\\_2B\\_011.pdf](https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2015/app_2B_011.pdf)



# 图像分割的实现方法

- 相比CNN,  
FCN的准确度  
有了显著提升
- 相比CNN,  
FCN在运算复  
杂度、运算速  
度上也有所改  
善

	mean IU VOC2011 test	mean IU VOC2012 test
R-CNN [10]	47.9	-
SDS [15]	52.6	51.6
FCN-8s	62.7	62.2

	pixel acc.	mean acc.	mean IU	f.w. IU	geom. acc.
Liu <i>et al.</i> [23]	76.7	-	-	-	-
Tighe <i>et al.</i> [33]	-	-	-	-	90.8
Tighe <i>et al.</i> [34] 1	75.6	41.1	-	-	-
Tighe <i>et al.</i> [34] 2	78.6	39.2	-	-	-
Farabet <i>et al.</i> [7] 1	72.3	50.8	-	-	-
Farabet <i>et al.</i> [7] 2	78.5	29.6	-	-	-
Pinheiro <i>et al.</i> [28]	77.7	29.8	-	-	-
FCN-16s	85.2	51.7	39.5	76.1	94.3

[https://www.cv-foundation.org/openaccess/content\\_cvpr\\_2015/app/2B\\_011.pdf](https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2015/app/2B_011.pdf)

# 图像分割的实现方法

模型	分数 (VOC2012)
FCN	67.2
SegNet	59.9
Dilated Convolutions	75.3
DeepLab (v1 & v2)	79.7
RefineNet	84.2
PSPNet	85.4
Large Kernel Matters	83.6
DeepLab v3	85.7

<https://blog.csdn.net/u013580397/article/details/78508392>

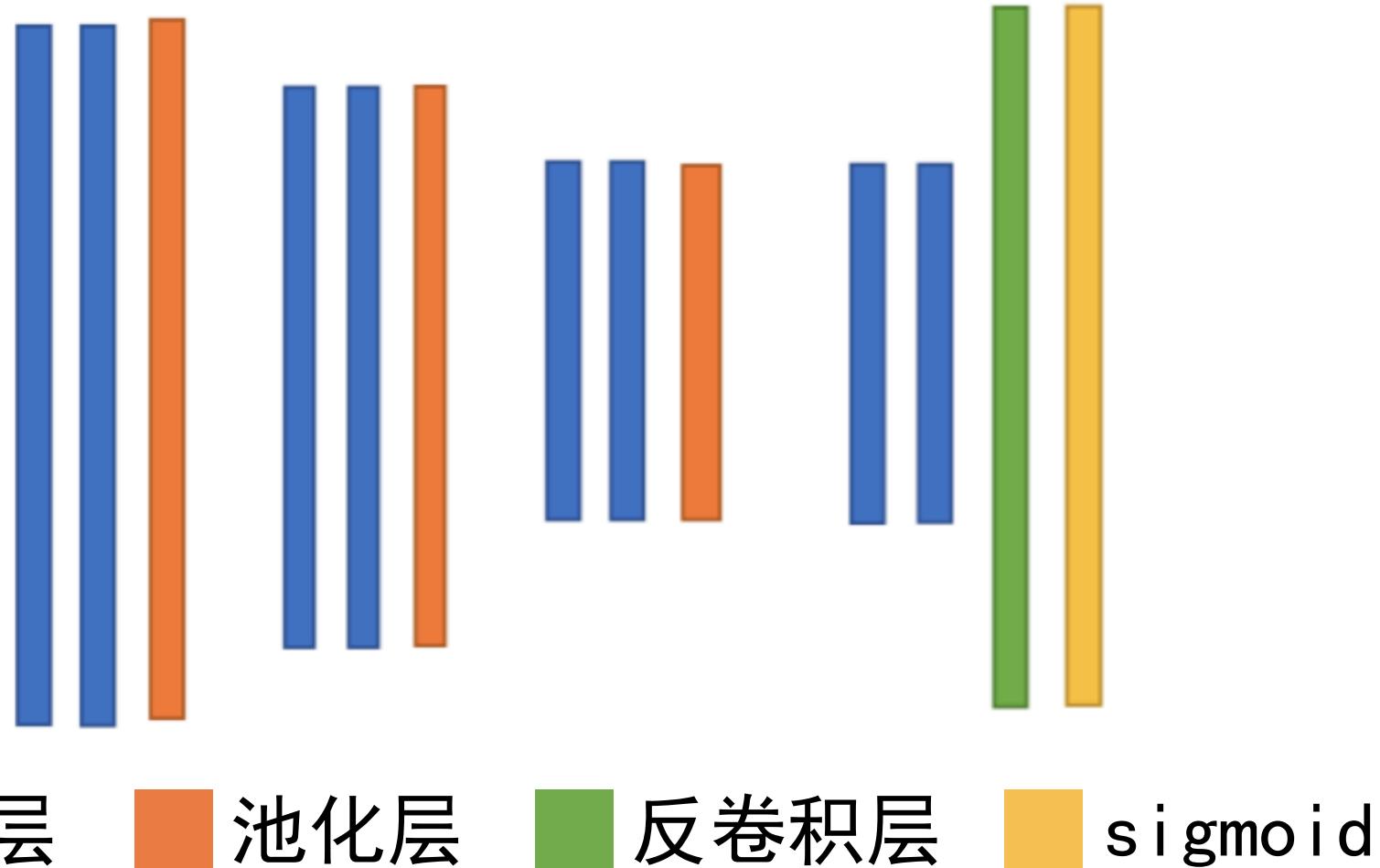


# 提纲

- 研究背景及基本原理
- 模型训练
- 测试结果
- 结果分析与展望
- 小结



# 本例中使用的FCN结构

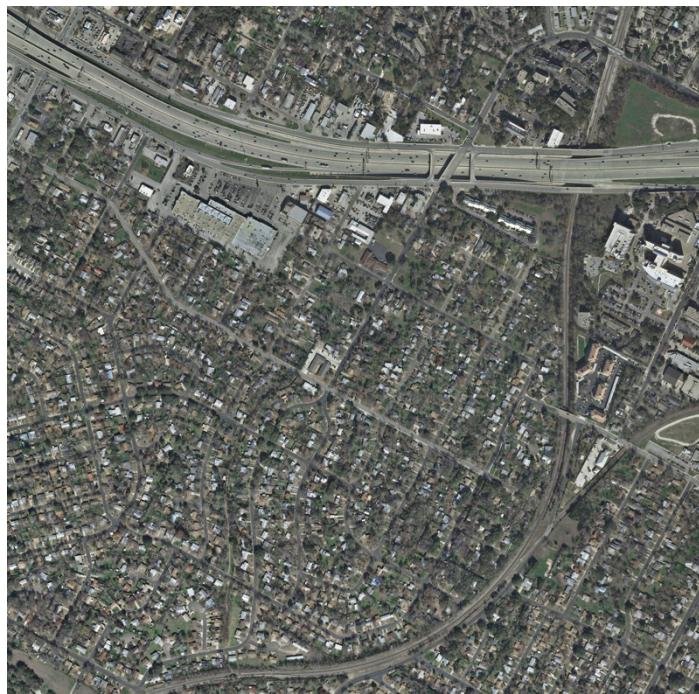


# 训练、测试数据说明

Inria Aerial Image Labeling Dataset <https://project.inria.fr/aerialimagelabeling/>

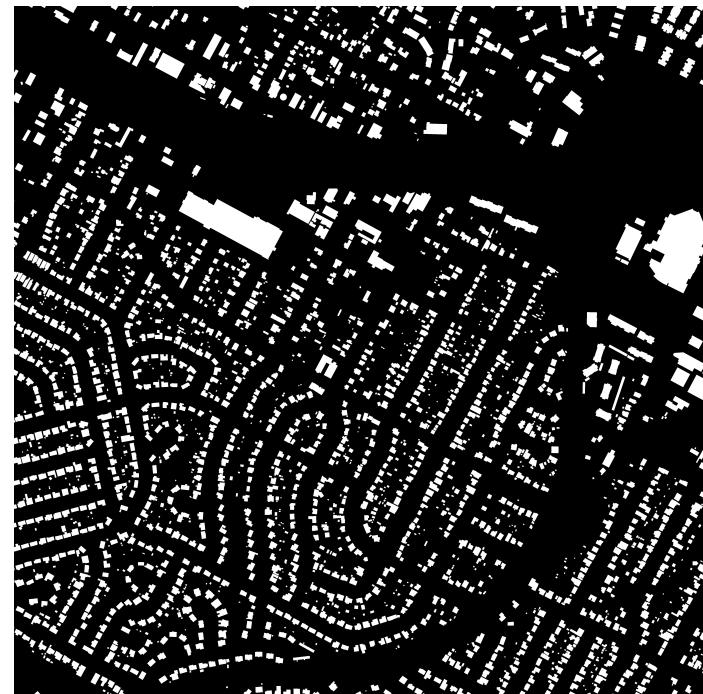
- 训练集：180张标记的5000\*5000遥感卫星图像
- 测试集：180张未标记的5000\*5000遥感卫星图像

RGB



5000\*5000

单通道



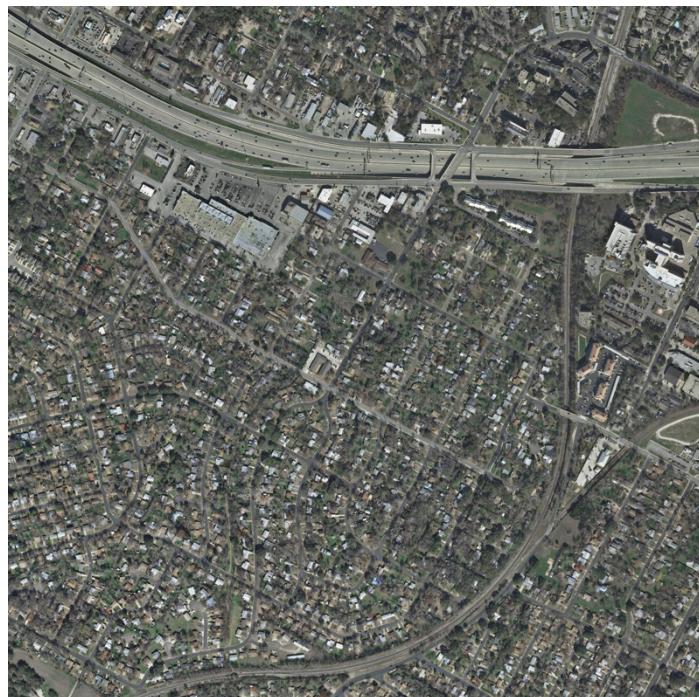
5000\*5000



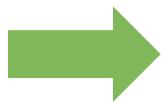
# 训练、测试数据说明

Inria Aerial Image Labeling Dataset <https://project.inria.fr/aerialimagelabeling/>

- 原始图像分辨率太高，需进行裁剪操作
- 每张 $5000*5000$ 的图像被均匀裁剪成400张 $250*250$ 的图像
- 将每张图片重构成 $128*128$ 大小



5000\*5000



.....

.....

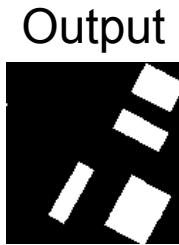
.....

400张 128\*128



# 训练样本样例

Inria Aerial Image Labeling Dataset <https://project.inria.fr/aerialimagelabeling/>



模型参数



训练集大小: 72000



Batch\_size: 100



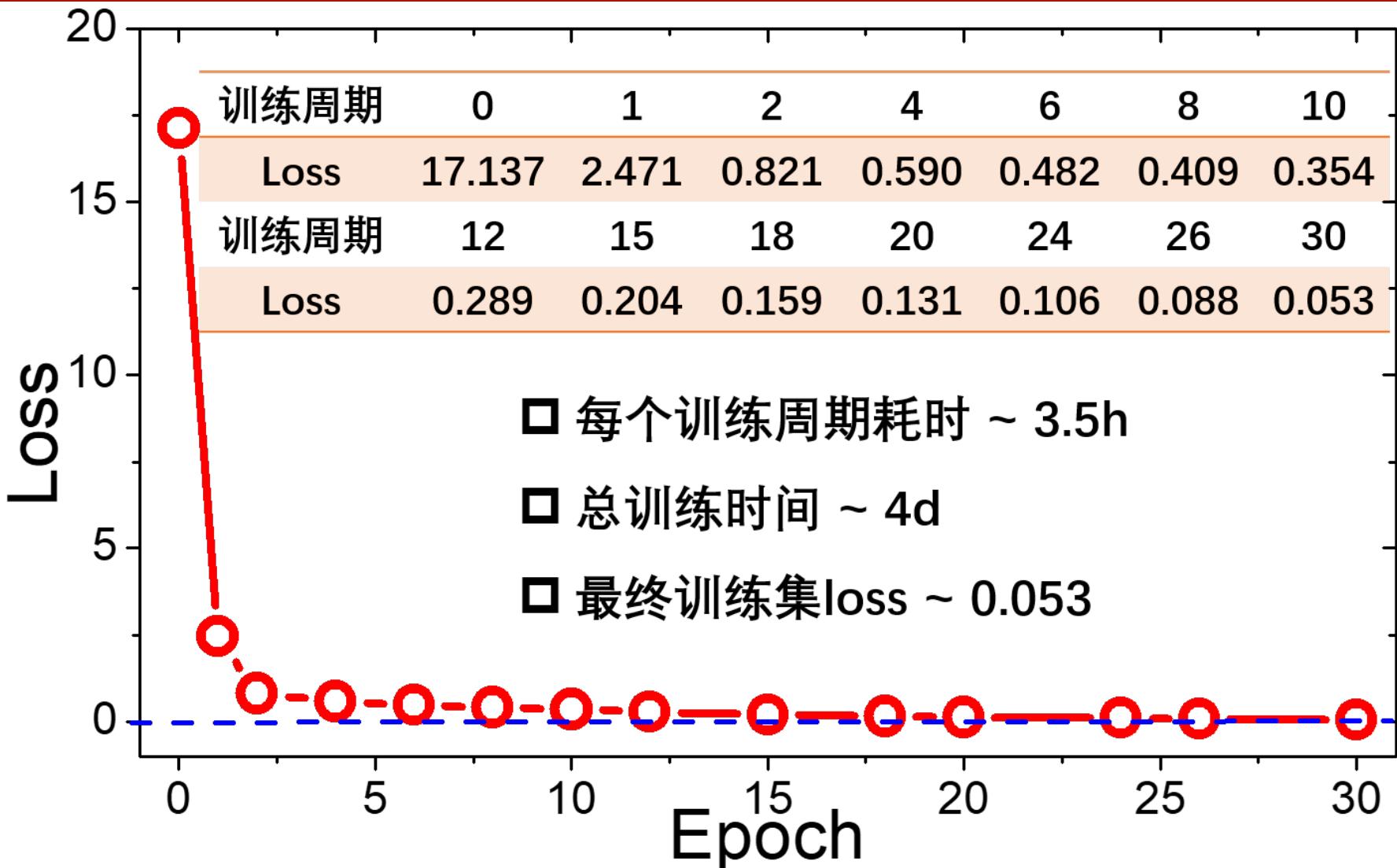
训练周期: 720个Batch

AdamOptimizer(0.001)

损失函数: 交叉熵



# 训练过程



# 提纲

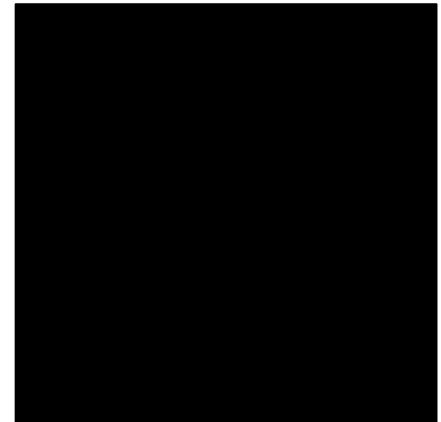
- 研究背景及基本原理
- 模型训练
- 测试结果**
- 结果分析与展望
- 小结



# 测试结果——无建筑物

成功分辨：

- 海滩
- 大片绿地



bellingham1



tyrol-e5



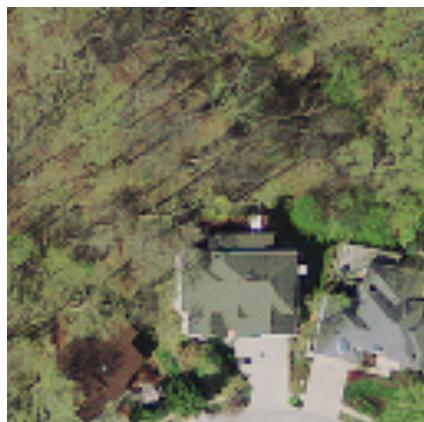
# 测试结果——有少量建筑物



bellingham1



bloomington27



bloomington27



sfo19

# 测试结果——有较多建筑物



bloomington27



sfo19



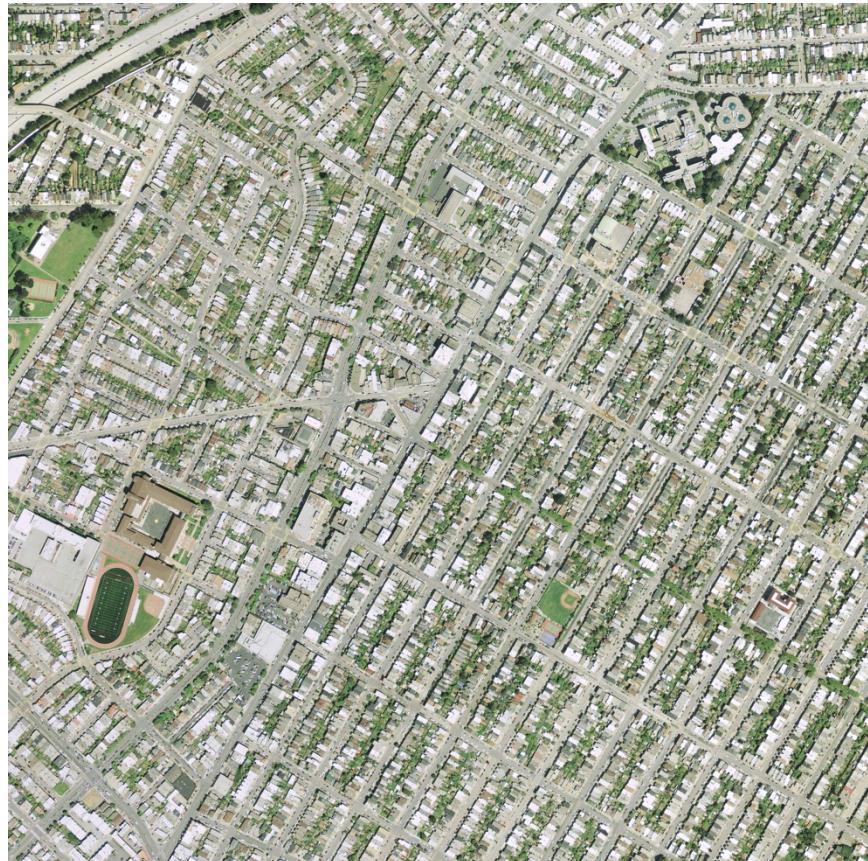
tyrol-e5



sfo19



# 测试结果



sfo19



# 测试结果



bloomington27



# 提纲

- 研究背景及基本原理
- 模型训练
- 测试结果
- 结果分析与展望**
- 小结



# 结果分析



bloomington27



# 结果分析



bloomington27



# 结果分析



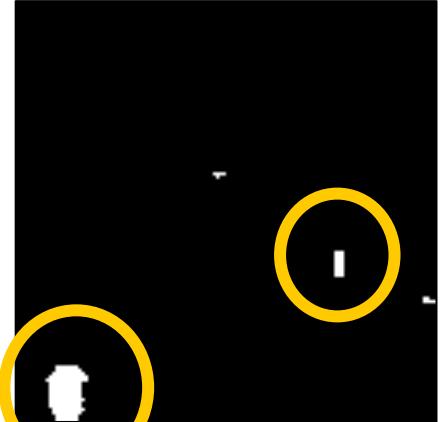
sfo19



# 测试结果分析——分辨失误



sfo19



tyrol-e5



# 结果分析与展望

- 图像边缘处理
- 分辨失误处理



# 提纲

- 研究背景及基本原理
- 模型训练
- 测试结果
- 结果分析与展望
- 小结



# 小结

- 分析了图像分割问题的共性及处理方式
- 利用全卷积网络实现了模型的构建及程序的编写
- 通过全卷积网络较为高效地实现了训练过程并完成了测试
- 对测试结果进行了分析与展望



*Thank you!*

