

# 图像处理技术在业界的应用

## 以医疗健康行业为例

李舰

2020.05.15

# 目 录

## ① 图像处理的行业应用

- 医疗行业里的数据科学
- 医学影像的应用
- 其他行业的图像应用

## ② 计算机视觉与深度学习

## ③ 作业

# 目 录

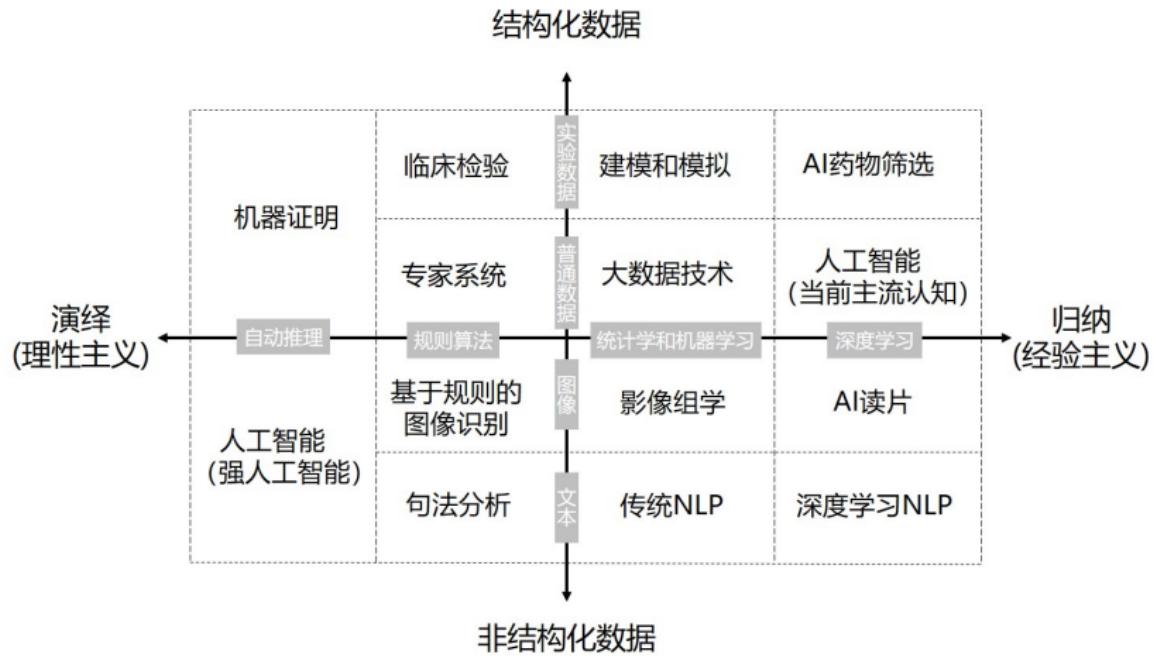
## 1 图像处理的行业应用

- 医疗行业里的数据科学
- 医学影像的应用
- 其他行业的图像应用

## 2 计算机视觉与深度学习

## 3 作业

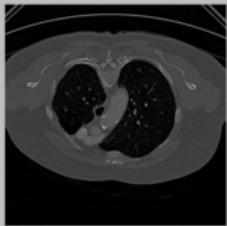
# 医疗领域分析方法



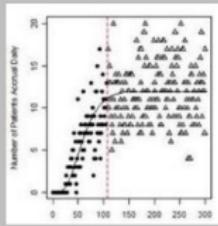
# 医疗数据简介

## 大数据存储

门诊号:	20120102357908	姓 名:	王
年 龄:	24	性 别:	男
<b>项目编码</b> <b>项目名称</b>			
T000000001	血清IgG(定量)测定		
B000000011	血浆常规检查(乙肝两对半)		
B000000044	腹部B超心动图报告单		
E000001480	表层组织活检(培养+送检)		
E000005484	支原体培养		
E000005485	支原体培养及药敏		
G100000011	深型胃		
G100000011	深型胃		
3CA0011220	氨基糖苷类药物		
CAB0320009	庆大		



*Summary of Analysis in the Investigation of Chronic Respiratory Diseases  
With Special Reference to Bronchitis*  
Page No.: 1007 - 1008 - 1009 - 1010  
Date: 1970-01-01  
Author: [Redacted]  
Abstract: [Redacted]  
Introduction: [Redacted]  
Materials and Methods: [Redacted]  
Results: [Redacted]  
Conclusion: [Redacted]



信息系统数据



影像数据



文本数据



试验数据



- 统计学和机器学习
- OLAP和BI分析
- 数据可视化

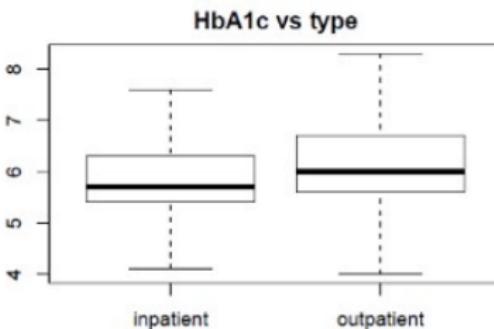
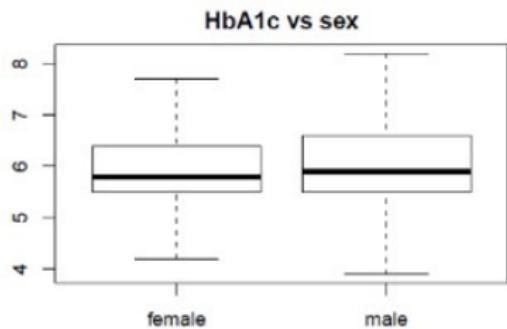
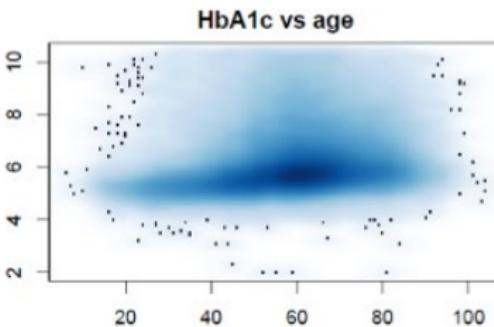
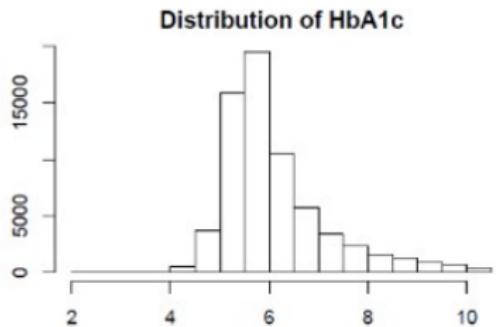
- 影像组学
- 深度学习

- 文本挖掘
- 社会网络分析
- 知识图谱

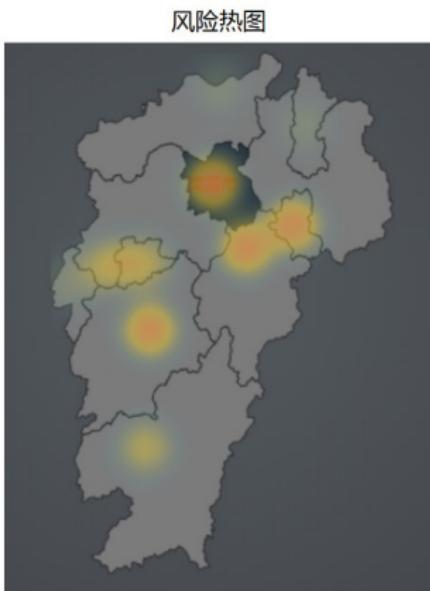
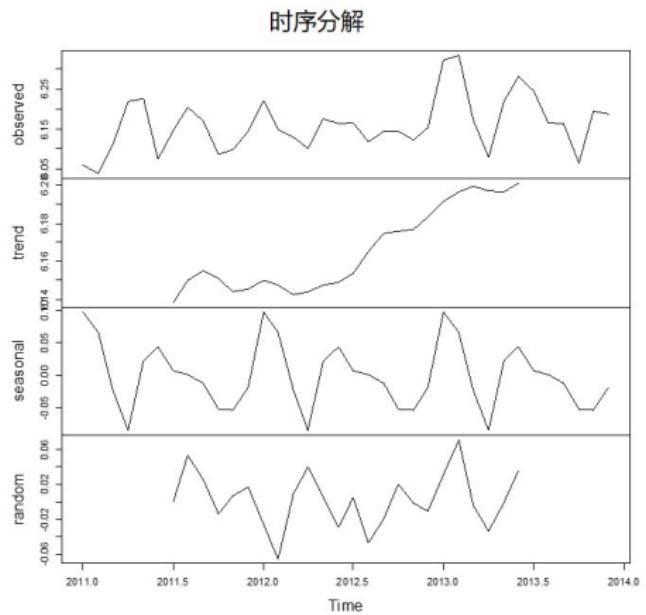
- 蒙特卡洛模拟
- PK/PD建模
- 生存分析

## 大数据分析

# 应用案例：简单统计分析



# 应用案例：疾病的时空分析



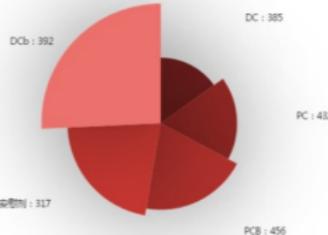
# 应用案例：个性化诊疗



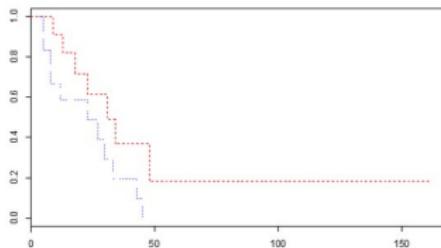
## 类似病例搜索结果

病例数: 150  
平均生存月数: 42  
死亡比例: 22.7%

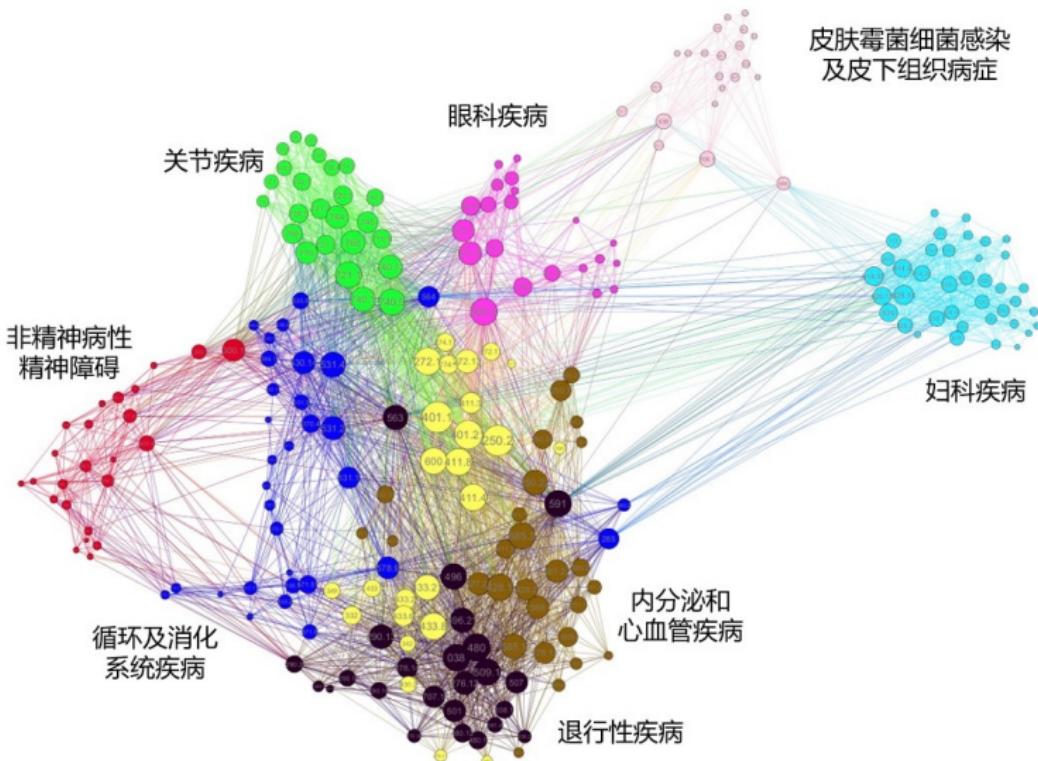
## 使用药物比例



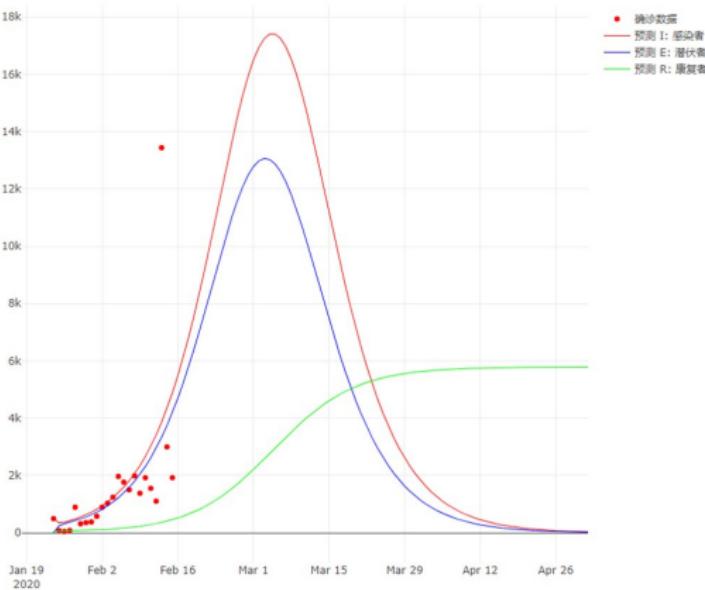
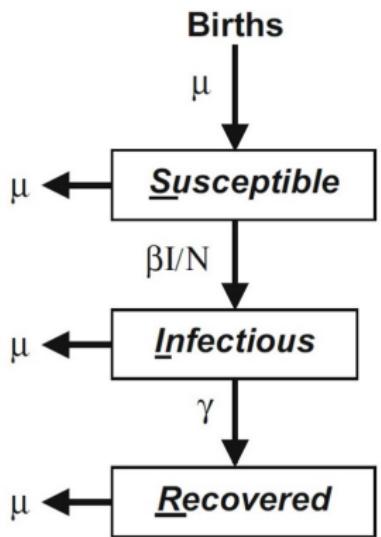
## 生存分布



# 应用案例：疾病网络



# 应用案例：传染病模型

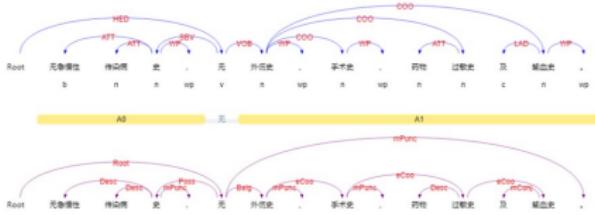


# 应用案例：文本分析

## 病历文本

既往体健。无急慢性  
传染病史，无外伤史、  
手术史、药物过敏史  
及输血史。生于本地，  
无长期外地居住史。  
无特殊嗜好。否认家  
族遗传病史。

## 中文分词及句法分析

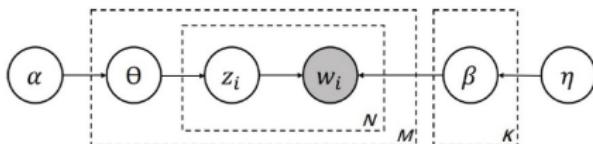


## 结构化

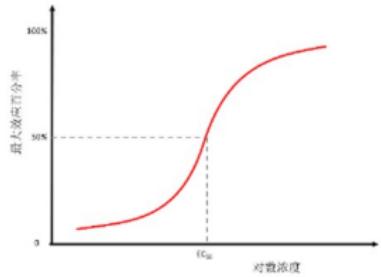
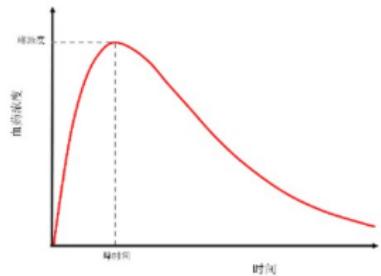
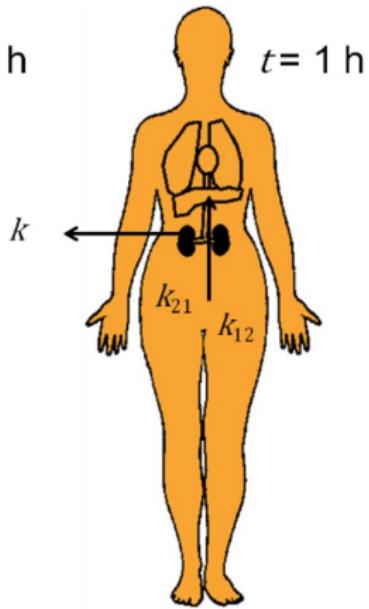
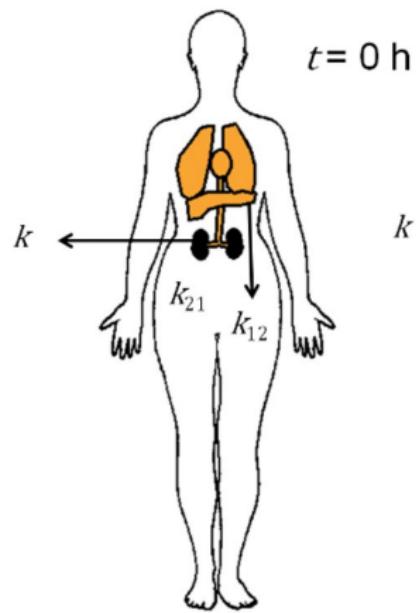
- 年龄41-60岁
- 以前动过外科大手术
- 静脉曲张
- 肠炎

以前动过外科大手术：否

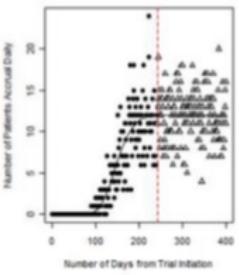
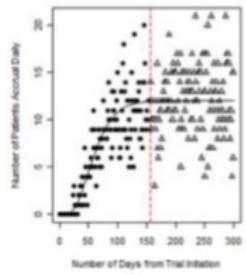
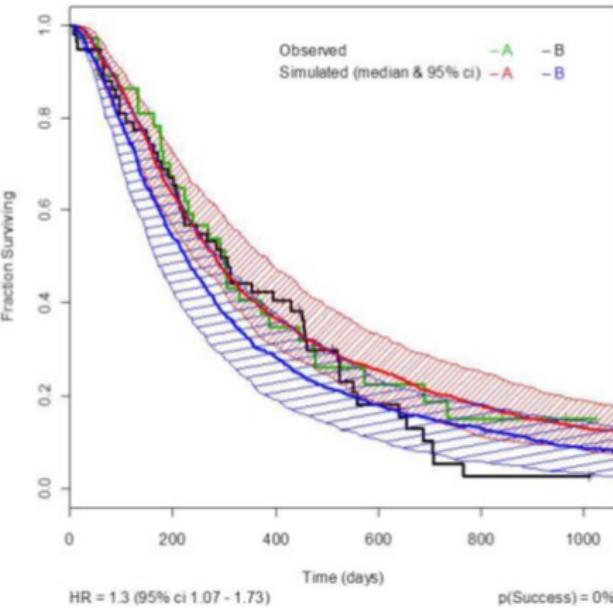
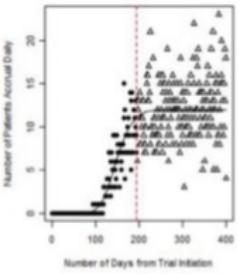
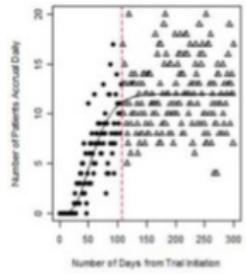
## 语义模型



# 应用案例：药动学模型



# 应用案例：蒙特卡洛方法



# 目 录

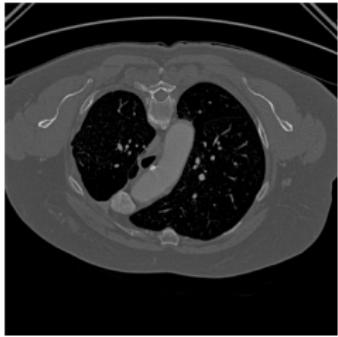
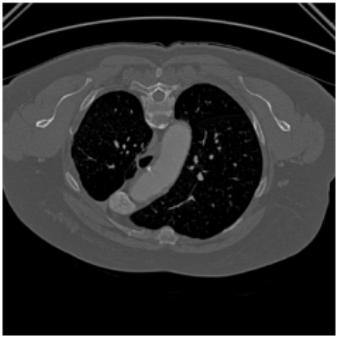
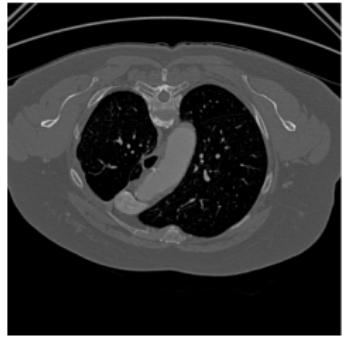
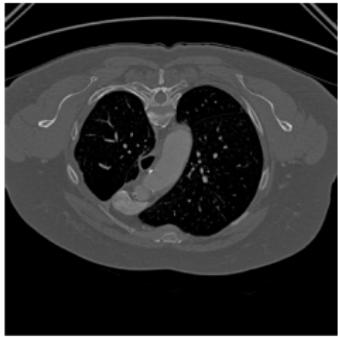
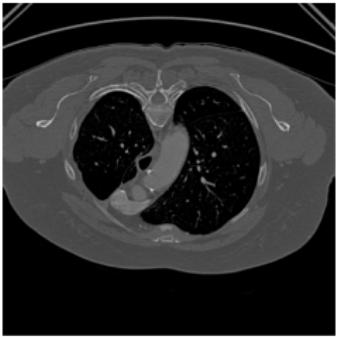
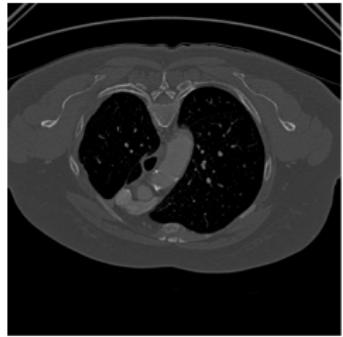
## ① 图像处理的行业应用

- 医疗行业里的数据科学
- 医学影像的应用
- 其他行业的图像应用

## ② 计算机视觉与深度学习

## ③ 作业

# 医学影像简介



# 图像分析的思路

## ● 人工提取特征

- 根据人类的经验，用计算机算法将相关特征数字化。
- 例如，先用图像识别的算法提取边缘，然后提取形状特征、颜色、是否光滑等特征，用数值进行衡量，这样的话，每幅图像都能转化成一系列的特征，很多幅图像在一起就能得到一个矩阵，从而可以用各种统计和机器学习方法进行分析。
- 该方式的解释性很好，容易和其他特征整合在一起，但局限在于太依赖人的经验，而且并不是所有人类能识别的特征都能显式地量化。

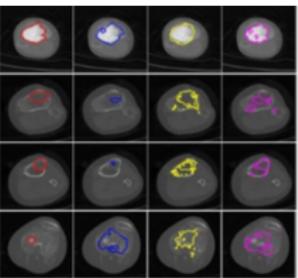
## ● 机器提取特征

- 最基本的思路是将图像的每一个像素值作为一个特征，比如某张图像分辨率是  $100 \times 100$ ，那么可以对应 1 万个特征。
- 这种对图像像素的感觉符合人类神经的反应机制，也很适合使用神经网络的模型。
- 该方式可以不依赖于人类的经验，通常准确率也更高，但解释性不太好。

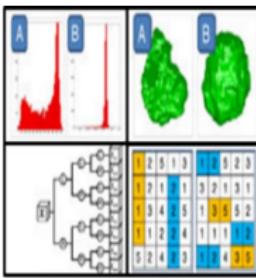
# 基于影像组学的图像分析



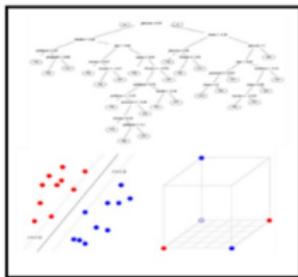
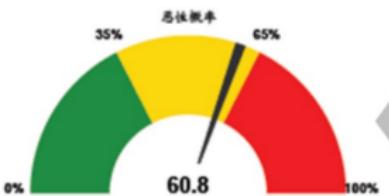
影像数据



肿瘤分割



影像特征提取



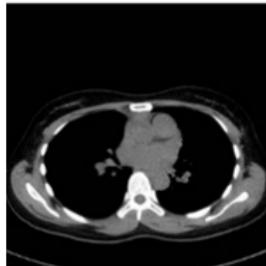
机器学习



id	bmean	bsd	asm	con	cor
1	0.683351	0.09056	0.084725	0.43606	0.922541
2	0.6743	0.095002	0.08044	0.467662	0.913308
3	0.590237	0.132154	0.10896	0.314988	0.901928
4	0.671517	0.081389	0.099328	0.45405	0.898803
5	0.643865	0.080466	0.083777	0.535732	0.913993
6	0.687729	0.063404	0.135858	0.343689	0.877538
7	0.687756	0.121502	0.071743	0.424394	0.935038
8	0.645528	0.113757	0.060592	0.614488	0.920185
9	0.603849	0.131208	0.05366	0.687861	0.935748
10	0.541913	0.064408	0.171438	0.223456	0.811982
11	0.581863	0.137972	0.0646	0.49541	0.931418
12	0.579893	0.134904	0.061582	0.470096	0.942961
13	0.566044	0.089503	0.067721	0.515588	0.903568
14	0.614405	0.116944	0.065267	0.451136	0.929151
15	0.596377	0.089777	0.098686	0.389302	0.902347
16	0.589496	0.114713	0.050999	0.748118	0.929585
17	0.578492	0.091751	0.091216	0.414846	0.904099
18	0.662156	0.125212	0.053	0.594684	0.940363

结构化数据整合

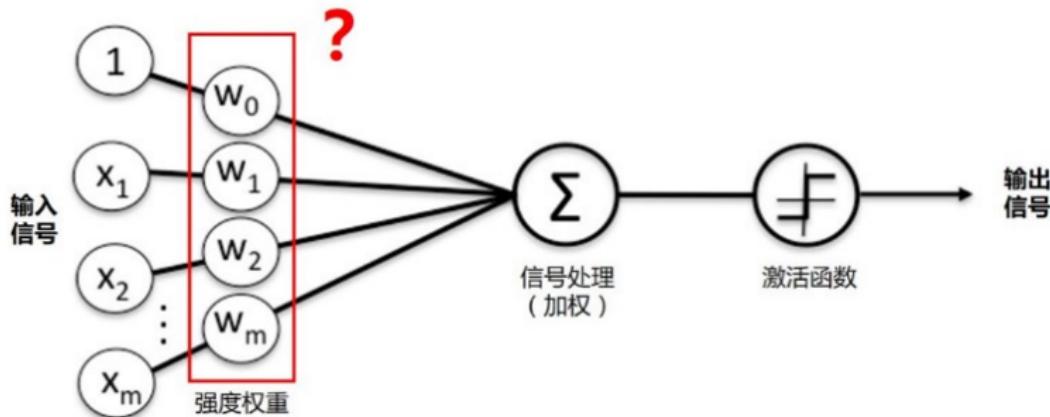
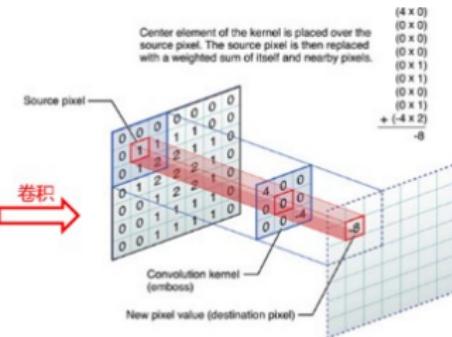
# 基于深度学习的图像分析



```

## Image
## colormode: Grayscale
## storage.mode: double
## dim: 512 512
## nb.total.frames: 1
## nb.render.frames: 1
## imageData(object)[1:8,1:5]:
## [1,] 0.537255 0.537255 0.537255
## [1,] 0.537255 0.537255 0.537255
## [2,] 0.537255 0.537255 0.537255
## [3,] 0.537255 0.537255 0.537255
## [4,] 0.533333 0.533333 0.533333
## [5,] 0.541176 0.541176 0.541176
## [6,] 0.537255 0.537255 0.537255
## [7,] 0.537255 0.537255 0.537255
## [8,] 0.533333 0.533333 0.533333

```



# 目 录

## ① 图像处理的行业应用

- 医疗行业里的数据科学
- 医学影像的应用
- 其他行业的图像应用

## ② 计算机视觉与深度学习

## ③ 作业

# 安防：犯罪识别



## ● 动态人脸识别

- 受到公安部嘉奖的“天图案件”，利用动态人脸识别技术，抓捕了 318 个偷自行车的人。
- 通过动态人像系统进行自动跟踪。



## ● 步态识别

- 通过检测人的体态特征和走路姿势，来识别目标身份。
- 目前技术可以在 50 米以内识别出个人身份。

# 零售：商品与人脸识别



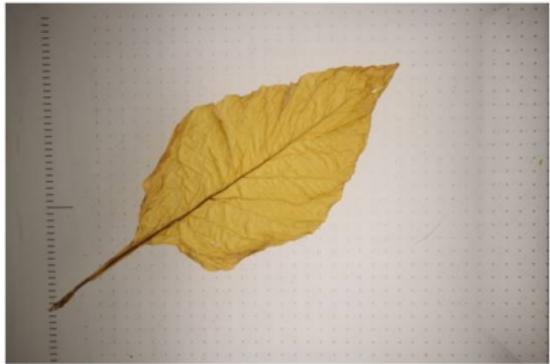
## ● 货架识别

- 自动识别货架中商品的缺货、补货状态。
- 监控门店的管理，分析商品的销售情况。

## ● 虚拟 ID

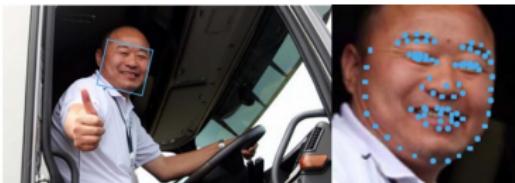
- 利用收银和监控设备获取和分析顾客的面部特征，建立虚拟 ID，和 POS 数据关联起来。
- 可以解决线下难以关联到用户的问题，从而更好地实施线上的算法。

# 工业：烟叶质量评估



ID	总面积(cm <sup>2</sup> )	梗面积(cm <sup>2</sup> )	最大长度(cm)	R值	G值	B值	描述	区域	等级	年份	报告时间
1 IMG_0008.jpg	711.38	3.10	58.15	0.76	0.57	0.15	IMG_0008				2013-01-17 11:58:42
2 IMG_0009.jpg	719.20	0.02	48.03	0.77	0.60	0.24	IMG_0009				2013-01-17 11:58:54
3 IMG_0010.jpg	532.30	9.44	60.84	0.74	0.51	0.06	IMG_0010				2013-01-17 11:59:28

# 交通物流：疲劳识别



# 目 录

## 1 图像处理的行业应用

## 2 计算机视觉与深度学习

- 图像基础操作
- 卷积神经网络
- 常见图像任务

## 3 作业

# 目 录

## 1 图像处理的行业应用

## 2 计算机视觉与深度学习

- 图像基础操作
- 卷积神经网络
- 常见图像任务

## 3 作业

# 图像数据简介

## ● 图像数据结构

- 图像数据来源于位图（点阵图）。
- 彩色的点由 RGB 矩阵表示，RGB 代表光学三原色“红绿蓝”，注意不是美术三原色中的“红黄蓝”。
- 每个原色分成 256 阶，用 0 到 255 的整数表示（有些软件中也可以是除以 255 后的小数）。
- 每张彩色图由 3 个矩阵（或一个 3 维张量）构成，分别代表 R、G、B 的数值。
- 灰度图由 1 个矩阵构成，0 代表黑，255 代表白，中间的数值代表灰度。

## ● 图像处理工具

- Python 中的 `pillow` 包包含了基础的图像处理功能，可以对图像进行读写，以及几何变换、图像增强等功能。
- MXNet 的 `image` 模块也可以进行图像数据的处理和基础的图像操作，并能通过 `NDArray` 对象建模。

# 图像数据操作

## ● 读入图像

- PIL 包可以读入常见的图像文件格式，得到一个图象对象。

```
from PIL import Image,ImageFilter
lena = Image.open("lena.jpg")
lena.size
lena.show()
```

## ● 图像和数组的转换

- PIL 包的图像对象可以和 numpy 包的数组相互转换。

```
import numpy as np
d1 = np.asarray(lena)
img1 = Image.fromarray(d1)
```

## ● 常见图像操作

- PIL 包的图像对象可以直接进行一些常见的图像操作。

```
img2 = img1.resize((200,100))
img3 = img1.rotate(90)
img4 = img1.transpose(Image.FLIP_LEFT_RIGHT)
```

# 图像处理与矩阵运算

## ● 亮度、对比度、伽玛系数



## ● 算法示例

- 关于调节亮度、对比度、伽玛系数等基础的图像操作方法有很多，核心思想都是对图像数据进行矩阵运算。例如如下的变换公式：

$$f(x) = \alpha(x - 128) + 128 + b$$

- 其中  $x$  表示图像矩阵， $f(x)$  表示图像变换。
- $\alpha$  可以控制图像的对比度，其值大于 1 表示增加对比度，其值在 0 和 1 之间表示减小对比度。
- $b$  可以控制图像的亮度，其值越大越亮。

# 目 录

## 1 图像处理的行业应用

## 2 计算机视觉与深度学习

- 图像基础操作
- 卷积神经网络
- 常见图像任务

## 3 作业

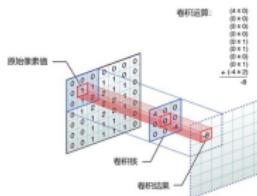
# 滤镜和卷积

## ● 滤镜原理

- 滤镜 (Filter)，也称为过滤器，将传入的函数作用于每个元素，然后根据返回值确定新的图像，通常用于图像的变换。
- 在通常的操作中，可以定义一个“刷子”（矩阵或者其他形状），设置运算规则后由程序对图像的所有像素进行操作。
- 如果“刷子”是一个矩阵，和原始图像的对应位置元素相乘并相加，称为“卷积” (Convolution)，刷子称为卷积核。

## ● 卷积示例

```
con1 = ImageFilter.Kernel((3,3),  
    (4,0,0,0,0,0,0,0,-4),scale=9)  
im2 = im1.filter(con1)
```



# CNN 模型：卷积层

## ● CNN 中的卷积层

- 卷积神经网络（CNN）的主要特点是具有卷积层，可以通过局部连接和权值共享来缩小参数规模，从而适用于图像分析。
- 卷积层的输出可以看作是输入在空间维度上某一级的表征，称为特征图（feature map），也称为特征映射。

## ● MXNet 操作示例

- MXNet 的 `symbol` 模块提供了 `Convolution` 函数，可以用 来建立卷积层，输入前一层的数据对象，设定卷积的相关参 数，就能输出卷积后的对象。
- 参数 `data`: 前一层的对象。
- 参数 `kernel`: 卷积核的大小，用张量的维度来定义。
- 参数 `num_filter`: 卷积核的个数。
- 参数 `stride`: 滤镜的步幅，用张量的维度来定义。
- 参数 `pad`: 用 0 来填充，输入用张量维度表示，默认不填充。

# 池化

## ● 池化操作

- 在卷积操作中，通过构造卷积核可以精确地找到像素变化的位置，相邻两个像素很可能就有很大区别。
- 在实际问题中，我们感兴趣的物体不会总在固定位置，需要允许一定程度的偏移。池化（pooling）操作可以缓解卷积层对位置的过度敏感性，也称为子采样（subsample）。

## ● 池化示例

- 同卷积层一样，池化层每次对输入数据的一个固定形状窗口（又称池化窗口）中的元素计算输出，可以计算最大值或者平均值，分别称为最大池化或平均池化。
- 下图展示了池化窗口形状为  $2 \times 2$  的最大池化。



# CNN 模型：池化层

## ● CNN 中的池化层

- CNN 模型中通常在卷积层之后接一个池化层，卷积层用来识别图像里的空间模式，如线条和物体局部，其后的池化层则用来降低卷积层对位置的敏感性。
- 池化层通常还可以用来缩减数据的规模。

## ● MXNet 操作示例

- MXNet 的 `symbol` 模块提供了 `Pooling` 函数，可以用来建立池化层，输入前一层的数据对象，设定池化的相关参数，就能输出池化后的对象。
- `data`: 前一层的对象。
- `kernel`: 池化窗口的大小，用张量的维度来定义。
- `pool_type`: 汇合的方式，可以选择 '`avg`', '`max`', '`sum`'，分别表示平均值、最大值、加和，默认是第一个。
- `stride`: 池化的步幅。
- 参数 `pad`: 用 0 来填充，输入用张量维度表示，默认不填充。

# CNN 模型：其他常用结构

## ● 激活函数

- MXNet 的 `symbol` 模块提供了 `Activation` 函数，可以用来设置激活函数。
- 参数 `act_type` 可以选择 '`relu`', '`sigmoid`', '`softrelu`', '`softsign`', '`tanh`'，分别代表相应的激活函数。

## ● 全连接层

- MXNet 的 `symbol` 模块提供了 `FullyConnected` 函数，可以用来建立全连接层，这是默认的神经元连接方式。
- 参数 `num_hidden` 设置该隐层神经元的个数。

## ● 样本变平层

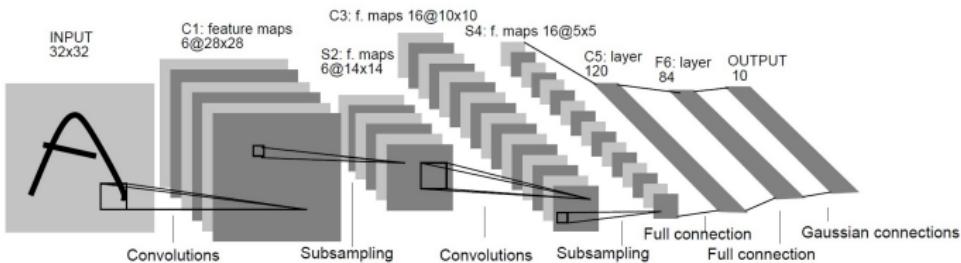
- MXNet 的 `symbol` 模块提供了 `flatten` 函数，可以用来建立样本变平层，可以把多维的张量进行维度缩减。
- 除了第 1 维（样本维）以外的维度均视作需要仿射变换的特征维，并将输入自动转成行为样本、列为特征的二维矩阵。

# 示例：LeNet-5

## ● LeNet 和 MNIST

- Yann LeCun 提出了一个 7 层结构的卷积神经网络模型，名为 LeNet-5，论文中输入图像像素为  $32 \times 32$ ，经过两轮卷积、池化，再压平后全连接，对应到多分类的 Softmax 输出。
- MNIST 一个手写邮政编码的数据集，用来训练模型识别数字，是卷积神经网络的经典示例数据集，包含 6 万条训练集数据，1 万条测试集数据。可以从 Yann LeCun 的个人网站下载：<http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>。

## ● LeNet-5 结构



# MXNet 程序示例

```
data = mx.sym.var('data')
conv1 = mx.sym.Convolution(data=data, kernel=(5,5),
    num_filter=20)
tanh1 = mx.sym.Activation(data=conv1,
    act_type="tanh")
pool1 = mx.sym.Pooling(data=tanh1, pool_type="max",
    kernel=(2,2), stride=(2,2))
conv2 = mx.sym.Convolution(data=pool1, kernel=(5,5),
    num_filter=50)
tanh2 = mx.sym.Activation(data=conv2,
    act_type="tanh")
pool2 = mx.sym.Pooling(data=tanh2, pool_type="max",
    kernel=(2,2), stride=(2,2))
flatten = mx.sym.flatten(data=pool2)
fc1 = mx.symbol.FullyConnected(data=flatten,
    num_hidden=500)
tanh3=mx.sym.Activation(data=fc1,act_type="tanh")
fc2=mx.sym.FullyConnected(data=tanh3,num_hidden=10)
lenet=mx.sym.SoftmaxOutput(data=fc2,name='softmax')
```

# 目 录

## 1 图像处理的行业应用

## 2 计算机视觉与深度学习

- 图像基础操作
- 卷积神经网络
- 常见图像任务

## 3 作业

# 图像分类 (Image Classification)

## ● 基于深度学习的图像分类

- 通常基于 CNN 模型将图像对应到一维结构的分类标签，从而实现分类。
- 通过分析卷积核的权重，并进行可视化展现，可以实现一定程度的可解释性。
- 可以使用准确率、灵敏度、特异性、精度、召回、F1 得分、AUC 等常见指标进行评价。

## ● 基于特征提取的图像分类

- 对于某些专业领域的图像，显式地提取图像特征然后使用传统的机器学习方法，可能会收获更好的效果。
- 常用的图像特征包括颜色、形状、位置以及纹理特征，也可以基于特定的场景进行针对性地计算。
- 纹理特征刻画了图像中重复出现的局部模式及其排列规则，常用的纹理特征包括 Haralick 等人提出的灰度共生矩阵 (GLDM) 等。

# 图像分类常见模型

## ● AlexNet

- AlexNet 模型的名字来源于论文第一作者的姓名，2012 年赢得了 ImageNet 2012 图像识别挑战赛。
- 包括 5 层卷积和 2 层全连接隐藏层，以及 1 层全连接输出层。5 层卷积之后的 2 层全连接神经元个数都为 4096，非常巨大，参数将近 1GB。

## ● VGG

- VGG 模型的名字来源于论文作者所在的实验室 Visual Geometry Group，提出了可以通过重复使用简单的基础块来构建深度模型的思路。
- 一个基本思路是连续使用个数相同的填充为 1、窗口形状为  $3 \times 3$  的卷积层后接上一个步幅为 2、窗口形状为  $2 \times 2$  的最大池化层。不同组合方式对应不同网络，例如 VGG-16。

## ● ResNet

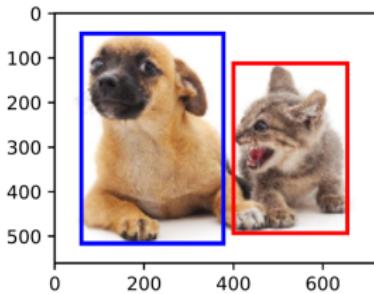
- 残差网络 ResNet 在 2015 年的 ImageNet 图像识别挑战赛中夺冠，通过残差块以短路连接的方式来解决层数增加后误差增大的问题。

# 目标检测（Object Detection）

## ● 目标检测和边界框

- 很多时候图像里有多个我们感兴趣的目标，我们不仅想知道它们的类别，还想得到它们在图像中的具体位置。在计算机视觉里，我们将这类任务称为目标检测或物体检测。
- 在目标检测里，我们通常使用边界框（bounding box）来描述目标位置，用左上角和右下角的坐标表示。
- 通常在输入图像中采样大量区域（其边界框称为锚框），然后判断其中是否包含感兴趣的目标，并调整边缘从而更进准预测真实边界框。

## ● 结果示例



# 目标检测常见模型

## ● SSD

- 单发多框检测 (single shot multibox detection, 简称 SSD)，由一个基础网络块和若干个多尺度特征块串联而成。基础块常选用经典的 CNN 模型，例如 VGG、ResNet 等。然后基于基础块和多尺度特征块的特征图生成锚框。
- 目标检测包含两个损失：锚框类别损失和锚框偏移量的损失，在 SSD 中采用交叉熵和  $L_1$  范数的和来定义损失函数。

## ● R-CNN

- 区域卷积神经网络 (region-based CNN, 简称 R-CNN) 是将深度模型应用于目标检测的开创性工作之一，其改进版包括快速的 R-CNN (Fast R-CNN)、更快的 R-CNN (Faster R-CNN)、掩码 R-CNN (Mask R-CNN) 等。
- 先使用选择性搜索得到提议区域并标注类别和边界框 (如偏移量)，再选取一个预训练的 CNN，在输出层之前截断，抽取提议区特征，训练 SVM 预测类别，训练回归模型预测真实边界框。

# 语义分割 (Semantic Segmentation)

## ● 语义分割

- 语义分割关注如何将图像分割成属于不同语义类别的区域，其标注和预测都是像素级。
- 语义分割只判断类别，无法判断个体。

## ● 相似概念

- 图像分割 (image segmentation) 将图像分割成若干组成区域，在训练时不需要有关图像像素的标签信息，在预测时也无法保证分割出的区域具有我们希望得到的语义。
- 实例分割 (instance segmentation) 又叫同时检测并分割 (simultaneous detection and segmentation)。它研究如何识别图像中各个目标实例的像素级区域。

## ● 语义分割示例



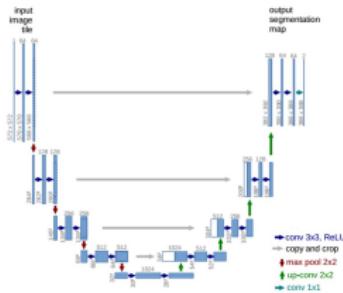
# 语义分割常见模型

## ● FCN

- 全卷积网络 (fully convolutional network, 简称 FCN) 采用 CNN 实现了从图像像素到像素类别的变换。
- FCN 通过上采样 (upsample) 层将中间层特征图的高和宽变换回输入图像的尺寸，从而令预测结果与输入图像在空间维上一一对应：给定空间维上的位置，通道维的输出即该位置对应像素的类别预测。
- 上采样一般包括转置卷积和双线性插值等方法。

## ● U-Net

- U-Net 最早用于细胞分割，在生物医学领域有着广泛的应用。
- U-Net 的基本思路和经典 FCN 类似，也是一种全卷积网络。其主要特点在于前半部分通过最大池化下采样，后半部分通过转置卷积层上采样，形成对称的 U 型结构。



# 目 录

1 图像处理的行业应用

2 计算机视觉与深度学习

3 作业

- 作业要求
- 参考资料

# 目 录

1 图像处理的行业应用

2 计算机视觉与深度学习

3 作业

- 作业要求
- 参考资料

# 数据简介

## ● 数据集来源

- 数据来自北京大学“智慧之眼”国际眼底图像智能识别竞赛：<https://odir2019.grand-challenge.org/>。
- 源自上工医信发布的经中国医学装备协会认证的包含 5000 张眼底图像的标准数据集“DDR”，竞赛结束后，数据集“DDR”面向社会公开。
- 训练集中包含 3500 位（7000 张照片）患者的数据，其中含有 8 个类别的疾病标签（包括正常人）。

## ● 竞赛任务

- 参与者必须提交所有测试数据集的八个类别的分类结果。对于每个类别，分类概率（值从 0.0 到 1.0）表示患者被诊断为具有相应类别的可能性。
- 对提交结果用三个指标进行评分：kappa 分数、F-1 分数和 AUC 面积，阈值为 0.5。最终得分是上述指标的平均值。
- 每天最多可提交 3 个竞赛结果。

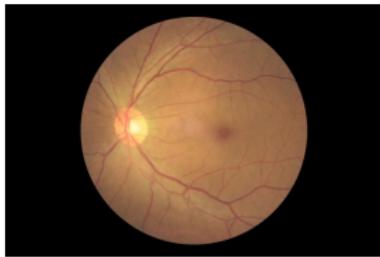
# 数据简介

## • 字段说明

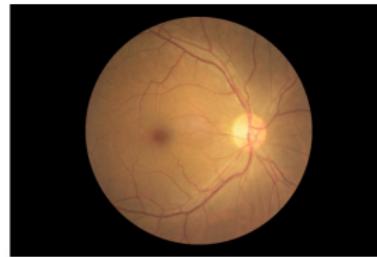
- 患者基本信息：年龄（Patient Age）、性别（Patient Sex）、左右眼诊断描述（Diagnostic Keywords）。
- 诊断信息：左眼诊断关键词（Left-Diagnostic Keywords）、右眼诊断关键词（Right-Diagnostic Keywords）。
- 疾病标签：正常（N）、糖尿病（D）、青光眼（G）、白内障（C）、AMD（A）、高血压（H）、近视（M）、其他异常（O）。

## • 影像信息

- 影像来自 Canon、Zeiss、Kowa 等品牌相机采集的眼底图像（左右眼各一），可能会导致不同的图像分辨率。



1\_left.jpg



1\_right.jpg

# 作业要求

## ● 分组报告

- 选定一个商业问题或者应用型的科研问题，基于“ODIR-5K”数据进行影像分析，对成果进行汇报。
- 其中需要包含至少一种深度学习模型，可以结合其他图像处理与机器学习方法，对技术的要点、模型的效果进行介绍。
- 还要包含解决问题的思路和流程的介绍，设想应用场景、描述应用意义。

## ● 注意事项

- 可以选择一种或者几种疾病进行针对性的研究，注意该作业的目的是应用而不是竞赛。
- 如果是解决科研问题，要注意体现方法（或应用）的创新性和模型的竞争力，需要有文献支持。
- 如果是解决商业问题，可以按照商业计划书的模式来报告，要注意体现产品的特点和实用价值。
- 在医疗领域，要考虑到预测性和解释性的权衡。

# 目 录

1 图像处理的行业应用

2 计算机视觉与深度学习

3 作业

- 作业要求
- 参考资料

# 一个供参考的思路

## ● 分析应用场景

- 用户是谁：辅助医生诊断？帮助患者监测健康状况？帮科研工作者探索疾病的规律？
- 数据在哪：医院眼科？其他临床科室？体检中心？

## ● 选择技术任务

- 图像分类：直接分类、基于特征提取的分类。
- 目标检测：检测异常、质量控制。
- 图像分割：血管分割。
- 统计分析：分析性别、年龄、疾病特征之间的关系。

## ● 梳理工作流程

- 技术的衔接：比如图像预处理、血管分割、特征提取、分类算法、性能评估等。
- 报告的结构：比如文献综述、竞品调查、产品描述、技术路线、模型介绍、应用场景等。
- 补充资料：比如额外的训练集、开源项目、论文等。

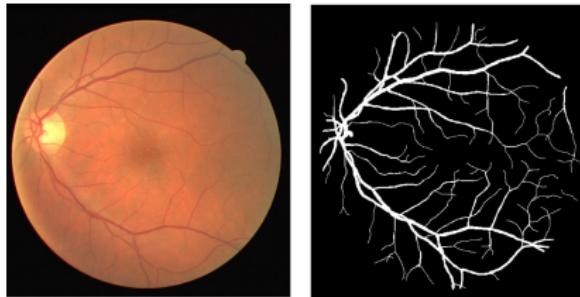
# 血管分割简介

## ● 训练分割模型

- 很多疾病都会引起眼底血管的病变，从血管分割入手是一个分析眼底图像的常见思路。
- 参考项目（TensorFlow + Keras）：  
<https://github.com/orobix/retina-unet>。

## ● 常用数据集

- DRIVE (Digital Retinal Images for Vessel Extraction):  
[https://drive.grand-challenge.org/DRIVE/。](https://drive.grand-challenge.org/DRIVE/)
- STARE (STructured Analysis of the Retina):  
[http://cecas.clemson.edu/~ahoover/stare/。](http://cecas.clemson.edu/~ahoover/stare/)



# Thank you!