背景：

胃癌是第五常见的恶性肿瘤，全球癌症致死人数中，胃癌致死的人数排行第三。每年胃癌致死的人数大约有72万。另外，每年大概近百万人患上胃癌。

早期胃癌经积极治疗，5年生存率可超过90%。因此，早期胃癌的内镜检测是降低胃癌死亡率的最有效措施。然而，早期胃癌在形态上的特征非常不明显。因此，早期胃癌的诊断依赖于识别粘膜颜色的微小变化和下面的粘膜下层血管的不规则纹理图案。所以，早期的胃癌需要非常有经验的胃内镜专家才能够正确诊断。

近年来，使用具有机器学习的人工智能（AI）的图像识别已经显着改进并且越来越多地应用于各种医学领域中的诊断成像。其中也包括胃癌。

技术路线：

依据胃内镜图片检测胃癌的最常用方法是迁移学习。迁移学习本质上是使用预先训练的网络(通常是在自然图像上)，试图绕过大数据集的需求，进行深度网络训练。

两种迁移学习策略:

(1)使用预先训练的网络作为特征提取器

这种策略有一个额外的优点，它根本不需要训练一个深度网络，允许提取的特征可以很容易地输入到现有的分类器。

(2)对预先训练的网络在医疗数据上进行微调。

一般使用预训练的神经网络结构，如ResNet,Vgg等，一般使用ImageNet数据集预训练。然后通过胃内镜数据集对其进行微调参数。

难点与挑战：

1.缺少训练数据集。要获取高质量的胃内镜专家标注过的数据集。这也是医学影像分析的一个最大的问题，标记胃内镜数据集需要大量人力物力，并且需要专家知识。

2.标注噪声。不能的医生可能对图像的标注有不同的意见，产生的label noise也是影响算法的一个重要因素。

3.胃癌诊断经常是一个二分类的任务，正常和病变。正常的类别可能包含的大部分都是正常组织的图片，但是可能也有少量的良性肿瘤图片。这就有可能导致CNN可以非常好的对正常组织进行判断，而对良性肿瘤等产生误判。一个较好的解决方法是建立一个多分类系统，但是这还是需要领域专家先对训练数据进行进一步的标注划分，同样需要大量人力物力。

4.类别不平衡问题。正常类别与不正常类别数据的不平衡。训练数据集可能大部分都是属于正常类别的，没有包含任何病变。一个典型策略就是对病变图片使用数据增强技术增加病变图片。

胃癌检测方法（一些论文和实验）

1.：Application of artificial intelligence using a convolutional neural network for detecting gastric cancer in endoscopic images（使用卷积神经网络进行内窥镜图片胃癌检测， <https://link.springer.com/article/10.1007/s10120-018-0793-2>）

背景：深度卷积神经网络显著提升了医疗影像在癌症诊断领域的应用效果。

网络：预训练好的Single Shot MultiBoxDetector (SSD, https://arxiv.org/abs/1512.02325),包含16个卷积层

数据：训练集，13584张胃癌内窥镜图片，包含2639个病变区域；测试集，2296张。从69人连续采集，包含77个胃癌病变区域。

实验：将训练集resize到300\*300,送入网络fine-tune参数，然后检测测试集，检测胃癌病变区域。将其用矩形框框出。

结果：检测出71/77个癌变区域，sensitivity=92.2%,161张被误诊为胃癌，PPV为30.6%,几乎过半假阳性为有颜色变化的胃炎或者无规则粘膜表面。

局限性：仅使用高质量的图片；测试集仅使用了含有胃癌的图片，没有测试其他内窥镜图片；161个假阳性部位，没有进行组织学证实，有可能也确实是胃癌；所有数据只由一个有经验的医生标注；所有数据均来自同一个型号的机器。

Mesures:

敏感性(真阳率)=被正确检测的胃癌图像数量/实际的胃癌图像数量

PPV(positive predictive value) = 正确检测的胃癌图像数量/被CNN检测为胃癌的图像数量

2. Automatic detection of early gastric cancer in endoscopic images using a transferring convolutional neural network (用迁移的CNN对胃内镜图像实现早期胃癌的自动检测，<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8513274>)

背景: 早期的胃癌在形态上的特征非常不明显，而且标注过的胃内镜图像数据也比较少，本文用了一种比较新颖的方法，从一个比较小的标注数据集增强得到一个对病变区域有比较详细的纹理信息的数据。除了对测试图像进行有无胃癌二分类，还对可能病变的区域基于病变的可能性做了一个热图。

使用的数据集：926张分辨率为1000\*870的胃内镜图，从58个病人中采集，其中228张包含至少一个早期胃癌的病变区域，698张正常图片。

所用模型：GoogLeNet (including 22 conv layers, pretrained use ImageNet dataset)

实验：对原始胃内镜图进行裁剪和数据增强得到224\*224的图片，对网络进行微调参数。然后对原始的1000\*870分辨率的图像采用一个sliding window的检测方法得到胃癌分类及heat map

3. Spotting malignancies from gastric endoscopic images using deep learning（利用深度学习从胃内镜中发现恶性肿瘤，<https://link.springer.com/article/10.1007/s00464-019-06677-2>）

数据集：200张正常，220张良性溃疡，367张癌症图像

网络模型：ResNet，VGGNet，inception network

方法：分别用每种网络模型构建3个二分类器，依次是正常VS良性溃疡，正常VS癌症，良性溃疡VS癌症。先将网络模型用ImageNet自然图像数据集预训练。然后将胃内镜数据集都resize到224\*224，以适应ResNet ,VGGNet和inception network输入,微调参数。

结果：AUC在三个分类器分别可以达到0.95，0.97，0.85.ResNet网络模型在三个模型中表现最好，正常VS良性溃疡和正常VS癌症的准确率可以达到90%以上，良性溃疡VS癌症的分类准确率只有77.1%，可能是因为它们两者之间外形差异不明显。