



数字图像处理 Project 展示

CGI-HRDC 2023 - Hypertensive Retinopathy Diagnosis Challenge

张天瑞 张昊然 王瑶瑶

2023 年 12 月 19 日



上海交通大学
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

- 1 项目简介
- 2 相关工作
- 3 研究内容与方法
- 4 实验结果与分析
- 5 特色与创新

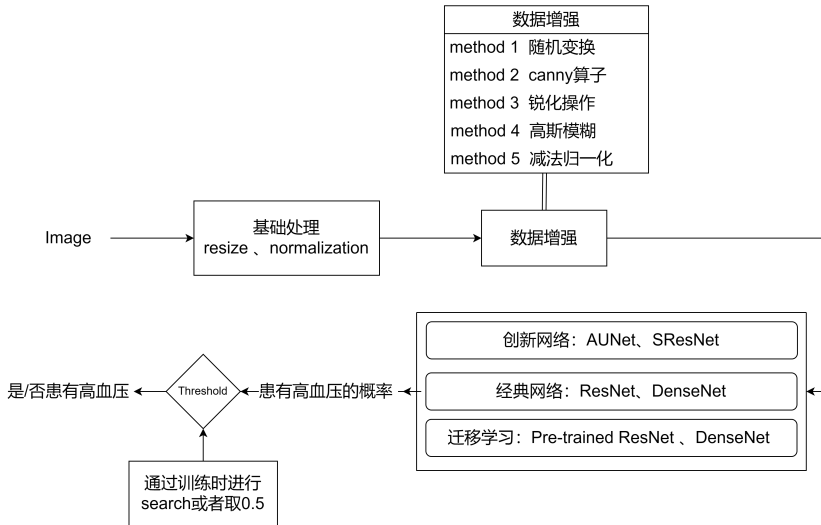
第 1 节

项目简介



- 高血压 → 54% 的中风发生率和 47% 的冠心病事故
- 早发现，早治疗
- 传统技术的限制





第 2 节

相关工作





PNN 筛查

- 盒计数
- 不变矩
- 平滑参数与准确性

血管分割网络

少量可训练参数得到满意分割，原始图像无需处理直接提供给网络进行训练与调试

卷积多任务架构

- 监督学习和弱监督学习
- 原始图像和预处理图像的颜色一致性

自动化 HR 检测和分级

- 提取血管和视盘
- 动静脉分类
- 计算动静脉宽度比

深度残差学习

结合经过训练的特征层与 CNN

...

...

第 3 节

研究内容与方法



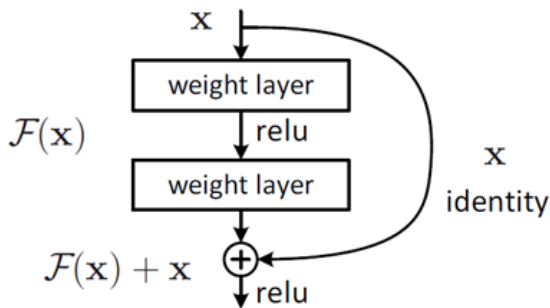
基础处理 resize, 归一化, 维度重排, 数据类型转换...

数据增强 图片随机翻转

数据增强示例

```
1      def method_2(self, image):
2          if random.random() < 0.25:
3              image = torch.flip(image, [1])
4          elif random.random() < 0.5:
5              image = torch.flip(image, [2])
6          if random.random() < 0.25:
7              image = transforms.functional.rotate(image, 90)
8          elif random.random() < 0.5:
9              image = transforms.functional.rotate(image, 180)
10         return image
```

解决梯度消失问题。残差单元将经过若干卷积层的输出与其原始输出相加得到的新结果作为下层网络的输入。



图：残差模块

经典 ResNet 网络分为 18 层、34 层、50 层、101 层、152 层共五个版本。主体部分每两个卷积层之间有一个短路连接，即一个残差单元。

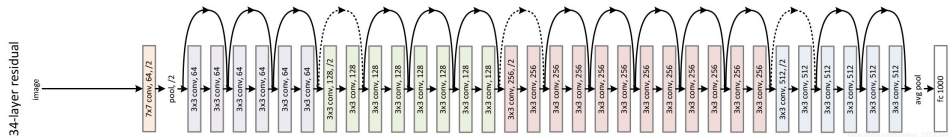


图: ResNet-34 网络结构

相比于 ResNet, DenseNet 使用密集连接机制。其主要构建模块为稠密块和过渡层,前者定义输入和输出的连结方式,后者用来控制通道数使之不过大。

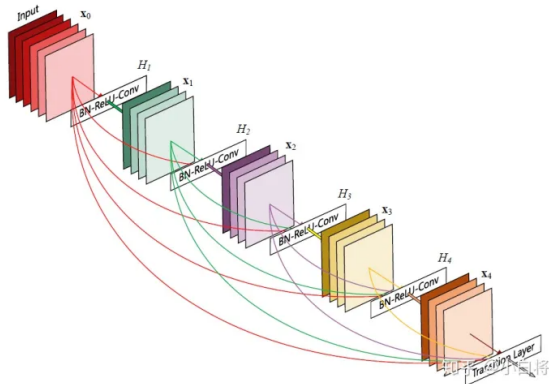


图: DenseNet 网络结构

AUNet 属于 FNC 的一种变体，其初衷是为解决生物医学影像方面的问题，效果也很好。

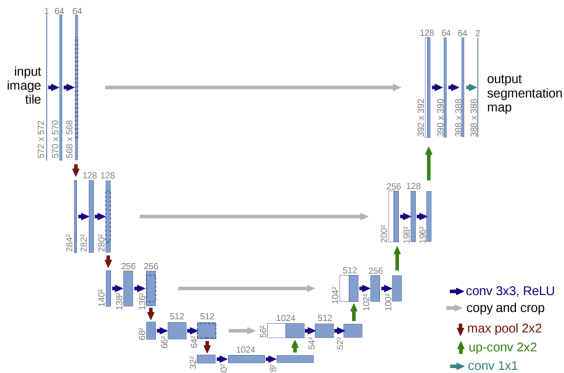


图: UNet 网络结构



TestNet 和 SResNet 是本小组构建的两个结构简单的神经网络模型。

- TestNet: 卷积层 *4+ 全连接层 *2
- SResNet: 残差块 *8+ 全连接层 *2

HyMNet 采用多模态的思想，综合了图像输入和年龄、性别特征的输入。

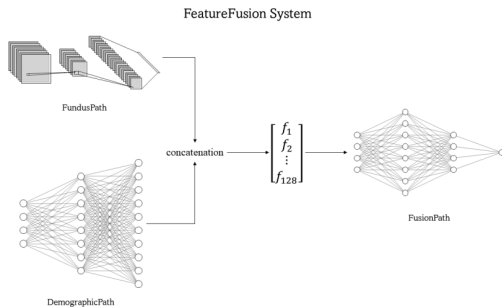


图: HyMNet 网络结构



- **迁移学习**：迁移学习是指通过将一个任务上学到的知识应用到另一个相关的任务中。在深度学习中，通常是通过在一个大规模数据集上训练的预训练模型，将其权重作为初始权重，然后将这个模型应用于目标任务。迁移学习的目的是利用源任务上学到的知识来提升目标任务的性能，特别是在目标任务的数据集相对较小或者标注不充分时。迁移学习的方式包括特征提取和微调。
- **微调**：微调是迁移学习中的一种策略，指的是在一个预训练模型的基础上，通过进一步在目标任务的数据集上进行训练，调整模型的权重以适应目标任务。微调的典型场景是将预训练模型的最后几层或全连接层替换成新的层，然后在目标任务上进行训练。这使得模型能够学习适应目标任务的特定特征。

第 4 节

实验结果与分析



- ResNet 和 DenseNet 均取得不错的结果
- 数据增强和迁移学习对结果有较大提升

网络架构	无/有数据增强	无/有迁移学习
SResNet	0.4908/0.5412	——
AUNet	—/0.4821	——
ResNet		/0.5950
DenseNet	0.5405/0.55	0.55/ 0.5964

表: Valid Score 结果汇总

迁移学习的效果

对于 DenseNet 的结果提升

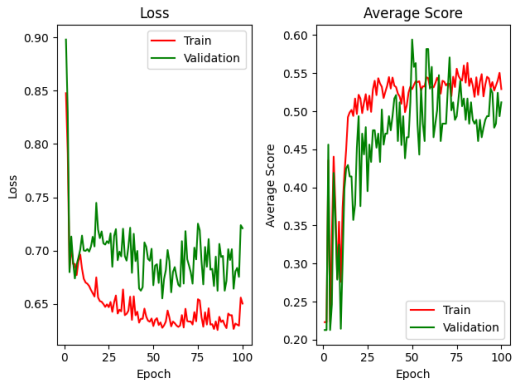


图: DenseNet 在应用迁移学习前的表现

迁移学习的效果

对于 DenseNet 的结果提升

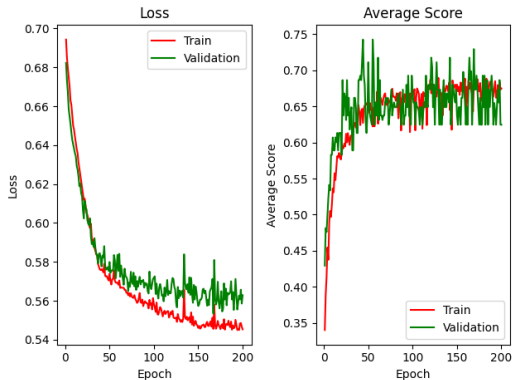


图: DenseNet 在应用迁移学习后的表现

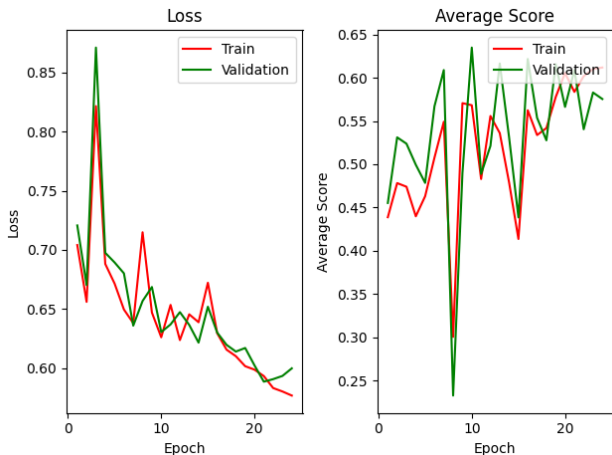
第 5 节

特色与创新

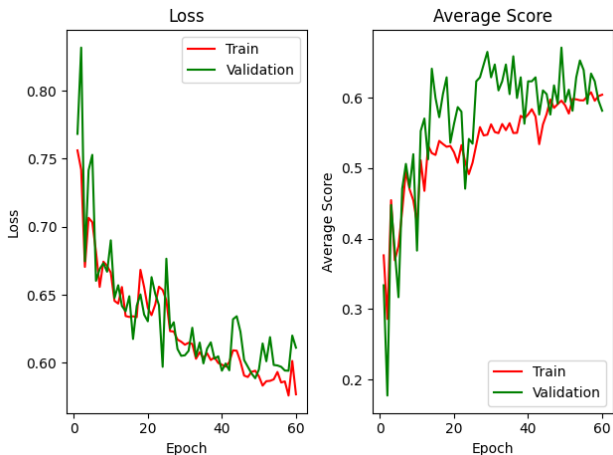


- ① 训练时的 loss 如果一直在上下波动，且波动较大，可能是学习率太高，需要调小学习率
- ② 训练集的 loss 下降得较慢，可能是模型复杂度太高，也可能是学习率太低
- ③ 验证集的 loss 一直波动而没有明显的下降，而训练集 loss 有明显的下降，可能出现过拟合，需要进行数据增强，也可以调低模型复杂度，减少模型参数
- ④ 验证集的 loss 波动较大，可能是验证集较小的原因，增大验证集能在一定程度上避免验证集的波动问题
- ⑤ 训练时，使用可变学习率能使得模型更加快速精准地逼近最优解
- ⑥ 训练时，观察 loss 曲线和 score 曲线，选取二者相近且分数都很高的轮次作为最终模型

虽然能达到较高的峰值，但起伏太大，泛化性不强。



稳定在较高水平，结果更好。



谢谢



上海交通大学
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

