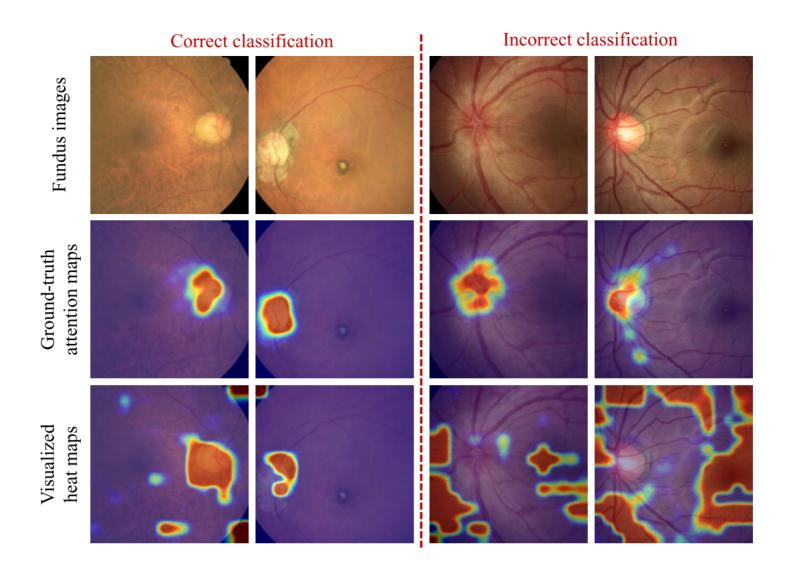
## 论文精读报告

A Large-scale Database and a CNN Model for Attention-based Glaucoma Detection

大数据1801 纪元

## 简介部分

- 关于青光眼
- 目前的研究前沿和存在的问题
- 本研究的思路
- 研究结果简述



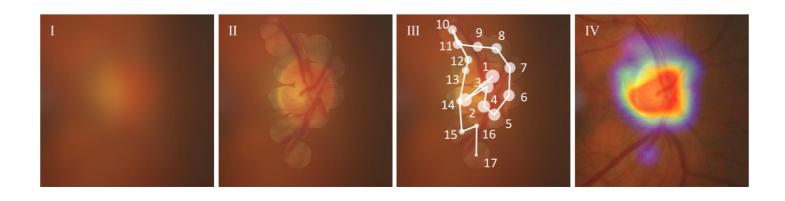
## 关于建立数据库

• 关于青光眼的tag:

三级评估系统, 类似于高考阅卷

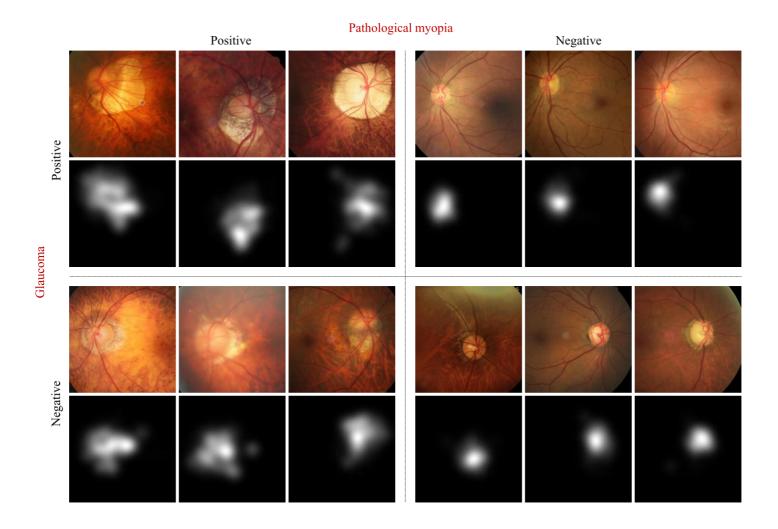
• 关于注意力区域的tag:

橡皮擦模式,先擦掉的注意力最多



#### 对于数据库分析

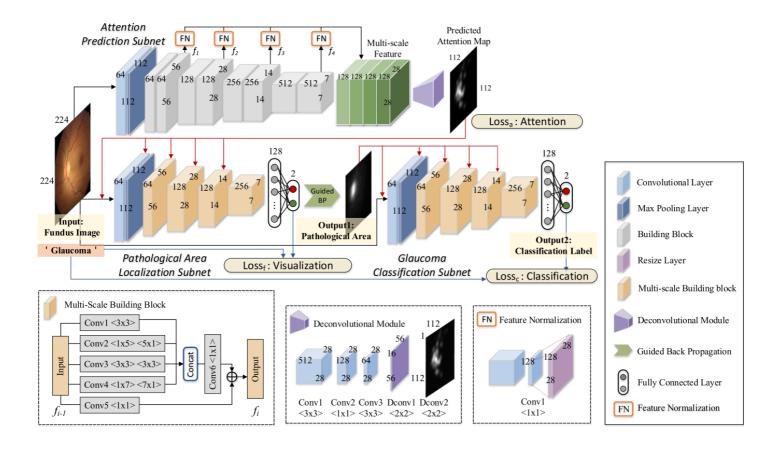
- 医生的注意力相关系数大于随机和普通人,证明有效
- 医生的诊断的注意力集中在眼底小区域,冗余理论靠谱
- 青光眼在近视的情况下ROI区域占比有差异,太大太小都会导致bayes (类似于比例尺和量纲理论)



#### 神经网络框架搭建

阶段1: 训练注意力预测子网以检测ROI区域,因为ROI尺度不一样,所以引入了多尺度的特征图 参考

阶段2:将注意力预测结果在病理区域定位子网中启用,定位综合的病理区域(因为可能有医生没注意到的地方)。接着将病理区域和注意力图对原图进行掩蔽,输入到青光眼分类子网,输出是否为青光眼的tag。



#### 注意力预测子网

输入: 224x224x3

#### 运算:

- 1. 7x7卷积层
- 2. 最大池层
- 3. 用8个个构建块提取特征
- 4. 规范化处理, 得到4个28x28x128的特征
- 5. 连接所有特征,用反卷积生成112x112x1的注意力图(灰度)

#### 病理区定位子网

组成:卷积层和全连接层,同样使用了多个块提取不同尺度特征

输出: 112x112x1

\_

$$R^{i+1} = \frac{\partial f_{out}}{\partial u^{i+1}},$$

$$R^{i} = H(R^{i+1}) \cdot H(u^{i}) \cdot R^{i+1},$$

$$H(x) = \begin{cases} 1 & x \ge 0 \\ 0 & x < 0. \end{cases}$$

#### 青光眼分类子网

结构上类似于注意力预测子网

加权操作:

$$\mathbf{F}' = \mathbf{F} \odot \left\{ (1 - \theta) \cdot \hat{\mathbf{S}} \oplus \theta \right\},$$

#### 总损失函数loss

$$Loss = \alpha \cdot Loss_a + \beta \cdot Loss_f + \gamma \cdot Loss_c,$$

其中alpha、beta、gama均为超参数

## 注意力预测损失函数(lossa)

针对对称和裁切情况下输出值稳定性做了训练,总损失lossa由lossan+lossas组成,

有注意力图情况下的监督函数:

Loss<sub>as</sub> = 
$$\frac{1}{I \cdot J} \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} A_{ij} \log(\frac{A_{ij}}{\hat{A}_{ij}}),$$

无注意力图情况下的监督函数:

$$Loss_{an} = \frac{1}{I \cdot J} \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} [\hat{A}'_{f}(i,j) \log(\frac{\hat{A}'_{f}(i,j)}{\hat{A}_{f}(i,j)}) + \hat{A}'_{c}(i,j) \log(\frac{\hat{A}'_{c}(i,j)}{\hat{A}_{c}(i,j)})].$$
(11)

#### 图像操作函数

翻转的函数为:

$$\mathbf{I}_f = T_f(\mathbf{I}),$$

$$T_f(I_{i,j}) = I_{W-i,j},$$

裁切的函数为:

$$\mathbf{I}_c = T_c(\mathbf{I}),$$

$$T_c(I) = R_{W,H} \{ I_{\lfloor \frac{(W-p \cdot W)}{2} \rfloor : \lfloor \frac{(W+p \cdot W)}{2} \rfloor, \lfloor \frac{(H-p \cdot H)}{2} \rfloor : \lfloor \frac{(H+p \cdot H)}{2} \rfloor} \}, \tag{10}$$

# 特征可视化损失和青光眼分类损失 (lossc/lossf)

损失函数:

$$Loss_c = -l \log(\frac{1}{1 + e^{-\hat{l}_c}}) - (1 - l) \log(1 - \frac{1}{1 + e^{-\hat{l}_c}}), \quad (13)$$

#### 实验设置

#### 输入数据:

- 1. LAG库尺寸的30%, 50%, 75%
- 2. RIM-ONE数据库

#### 图像预处理:

RGB通道统一为224x224,同时因为高分辨会导致过拟合,注意图降为112x112

准确度衡量标准:

$$F_{\beta}-\text{score} = \frac{(1+\beta^2) \cdot TP}{(1+\beta^2) \cdot TP + \beta^2 \cdot FN + FP}, \quad (15)$$

TP、 FP 和 FN 分别为真阳性青光眼、假阳性青光眼和假阴性青光眼的数量