

2018; KER等人, 2018)。在深度学习的各种方法的变体, 卷积神经网络 (细胞神经网络或ConvNets) 是最流行的医学图像分析的科幻场 (HOO-Chang等人, 2016; 凯琳和Pencina, 2018)。一些配置简单和CNN的变体可在文献中, 一些最流行的是AlexNet (Krizhevsky等人, 2012), VGG (西蒙尼扬和Zis serman 2014), GoogleLeNet (Szegedy等人, 2015年) 和RESNET (他等人。年, 2016年)。

深度学习也被广泛应用在视网膜图像分析, 因为其独特的保护地方形象的关系特征。在文献中采用由利用“关闭的, 现成的CNN”深学视网膜图像的方法多数设有作为补充信息信道到其它手工特征或局部显著性映射用于检测与DR相关的异常 (胡齐克等人, 2018; 奥兰多等人, 2018; Dai等人, 2018), OD的分割 (Zilly等人, 2017; Fu等人, 2018), 和DR的检测 (Rangrej和Sivaswamy, 2017年)。作者 (Fu等人, 2016) 雇用完全连接条件随音响视场与CNN沿着集成像素之间的区别容器概率图和远距离相互作用, 以获得网络连接最终二进制脉管系统。而一些方法初始化参数与预先训练的模型 (非医学图像), 然后在“网络连接NE-调整” (塔杰巴赫什等人, 2016) 为DR筛选网络参数 (高尔杉等人, 2016; 卡森Lam等人, 2018)。在另一种方法研究人员使用二维 (2D) 图像块作为输入, 而不是对病变检测fullsized图像 (Tan等人, 2017b; 面包车Grinsven等人, 2016; Lam等, 2018; 胡齐克等人, 2018; Khojasteh等人, 2018), 以及OD和中央凹检测 (Tan等人, 2017A)。

加西亚等人。 (2017) 训练“从零开始CNN”, 并与基于其他两个现有架构网络NE-调整结果进行了对比。最近, Shah等。 (2018) 表明, 在学习视觉内核的字典发现异常的自动编码器可以刺激多样性的整体训练。而

Giancardo等。 (2017) 提出了一种新的方法来计算血管嵌入, 充分利用新的编码器增强CNN的内部表示, 在DR CLASSI网络阳离子和检索任务演示的改善。有一个在DR采用CNN模型在最近的时间自动identi科幻阳离子的显著的发展。定制的CNN (Gargeya和冷, 2017年) 提出了DR筛选和使用从EyePACS系统获得的75137幅图像 (训练 夸德罗斯和Bresnick, 2009年), 其中一个附加CLASSI音响ER上CNN衍生特征进一步用于确定如果图像是具有或不具有视网膜病变。同样, 谷歌公司 (高尔杉等人, 2016) 开发了用于图像CLASSI音响阳离子网络优化 (FI netuning), 其中一个CNN通过利用由128175个图像的带标签的回顾性开发数据库训练。也有一些混合算法, 其中多个, 半依赖性CNN的基于视网膜损伤的外观训练有素 (阿布拉莫夫等人, 2016; Quellec等人, 2016)。更进一步, 研究人员 (Quellec等人, 2017年) 展示了基于CNN病变分割的能力训练映像级别CLASSI音响阳离子。然而, Lynch等。 (2017) 证明了基于多个半依赖的细胞神经网络的混合算法可能会提供DR转诊筛查更稳健的选择, 强调病变细分的重要性。对于进一步的细节, 读者建议遵循检测分泌物的最新评论 (FRAZ等人, 2018), 红色病变 (Biyani和Patre, 2018) 和重点是DR的计算机辅助诊断系统综述 (Mookiah等人, 2013a; Nørgaard和Grauslund, 2018)。在阿尔季科幻方情报这目前的进展提供了一个机会, 研究人员为提高DR转诊系统的性能提升到一个更强大的诊断系统, 可以提供针对多种疾病匹配的临床相关的国际标准的定量信息。因此, 所提出的挑战设计提供一个途径, 以评估精确DR严重性状态和OP-

portunity提供病灶准确的措施, 这可能甚至在后续的研究帮助, 观察视网膜图谱的变化。

3.印度糖尿病性视网膜病变的图像数据集

该IDRiD数据集 (Porwal等人, 2018A) 从实际创建在位于Nanded的, (MS), 印度眼科诊所获得的临床检查。的受糖尿病影响视网膜的人使用的照片兴和**重点黄斑与被抓获 VX- 10 α 眼底照相机。之前的图像采集, 所有受试者的瞳孔与浓度为0.5%托吡卡胺的一滴扩张。所捕获的图像具有50 · 网络视场来看, 4288号决议 × 2848个像素, 并存储在 JPG 格式。对FI最终数据集由516个图像分为连接的五个DR (0 - 4) 和三个DME (0 - 2) 类与根据临床相关的国际标准以及德音响定义特性。它提供了典型的DR病变和正常视网膜结构的专家标记。它还提供了DR和DME的数据库中的每个图像的疾病严重程度。三种类型的地面真理的数据集中可用:**

1.像素级译注: 在技术在图像内和分割出的从背景感兴趣区域定位各个病灶这种类型的注释的是有用的。与DR的迹象八十一眼底彩色照片在pixellevel发展的均线, 社企, EXS和的HE地面实况进行了注释。该二进制掩码 (如在所示 图2) 对于每种类型的病变在TIF文件音响格式提供。此外, OD也被注解在像素级和二进制掩模以相同的格式被提供所有81个图像。所有这些注解发挥研究至关重要的作用图像内的分割病变的计算分析。

2.图像等级分级: 它由意在描述与整个图像相关的整体风险因素的信息。两名医学专家提供的裁决一致等级的全套516个的图像与各种DR和DME的病理状态。分级所有图像是在CSV文件连接可用。糖尿病视网膜图像根据国际临床糖尿病性视网膜病变量表CLASSI音响编成单独的基团 (Wu等人, 2013), CON组fi奈像到下观察图像, 如图 表格1。基于EXS的出现接近黄斑中心区 (DME严重程度决定 Decencière等人, 2014), 如图 表2。

3. OD和中央窝中心坐标的OD和中央凹中心位置被标记为所有516个图像和标记可以作为一个单独的CSV文件中。

表格1

DR严重程度分级。NPDR: 非增殖性DR和PDR: 增殖DR

DR等级	发现
0: 异常1的没有明显的视网膜病变无明显迹象: 轻度NPDR	均线的存在只
2: 中度NPDR	不仅仅是均线, 但低于严重NPDR
3: 严重NPDR	以下任何方式: <ul style="list-style-type: none">• > 20点视网膜内的HE• 静脉串珠• 视网膜微血管异常• 没有PDR的迹象
4: PDR	任一或两个以下的: 新生血管形成玻璃体/预视网膜HE

表2

风险二甲醚。

DME级	发现
0	没有明显的EX (S)
1	EX (多个) 的一个盘直径的半径外的存在从黄斑中心
2	一个盘直径为黄斑中心的半径内EX (一个或多个) 的存在

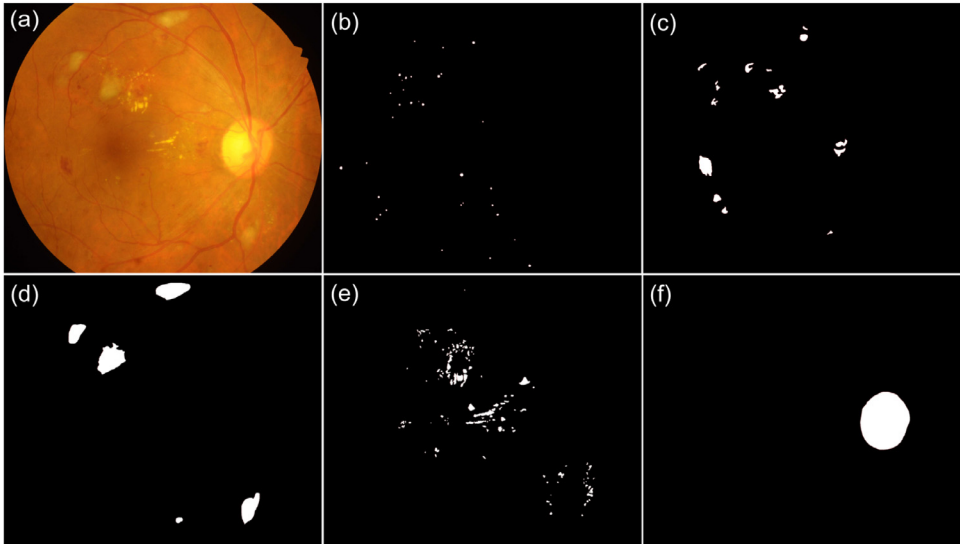


图2中。视网膜照片和不同的像素级别的注释：选自 (a) 样品的眼底图像IDRiD数据集; 样品基础事实为 (BF) 的MA, 的HE, 社会企业, 分别EXS和OD。

该IDRiD数据集可从IEEE数据端口库⁴。下一个知识共享署名4.0许可。有关数据更详细的信息在数据描述符是可用的 (Porwal等人, 2018B) 。表A.1 和 A2 强调这个数据集的相对优势相对于现有的数据集。IDRiD是提供三种类型的上述注释的唯一数据集。这种精简的注释集将允许其在研究和带来更好的普及机型的发展, 为图像分析利用, 实现自动化DR诊断方面取得进一步进展。

4.挑战组织

在“糖尿病视网膜病变 - 分割和分级挑战赛”是由成不同阶段, 给人一种井井有条的工作过程中对大赛的成功增强。图3 描述了整个挑战组织的工作 - 溢流。面临的挑战是OFFI在ISBI cially公布 - 2018网站 5 15 日十月

2017年。
我们面临的挑战又分为三个子挑战如下：

- 1.病变分割：分割与DR如MA, 请的HE, EXS和SE相关的视网膜病变。
- 2.疾病评分标准：根据DR和DME的严重性级别眼底图像CLASSI音响阳离子。
- 3. OD检测与分割, 以及中央窝检测：OD的自动定位和中央凹中心坐标, OD的分割。

我们面临的挑战涉及4个阶段, 具体如下：
阶段1。数据准备和分发：该IDRiD数据集对这一挑战, 专家VERI网络版, 所有的图像是足够的质量, 临床相关的方式, 即无图像被复制和疾病分层网络阳离子代表DR和DME的合理混合物的存在。与基础事实沿数据集分成训练集和测试集。用于与像素级注释的图像, 数据被分离为2/3训练 (设置-A) 和1/3用于测试 (设置-B) (见 表3) 。

表3
在像素级注释为不同类型的视网膜病变的视网膜图像的分层连接的阳离子。

病变类型	设置 - 一个图片	设置 - B图片
嘛	54	27
他	53	27
SE	26	14
EX	54	27

表4
视网膜图像的分层网络阳离子分级的DR和DME。

DR等级	集-A	设置-B DM级		集-A	集-B
0	134	34	0	177	45
1	20	五	1	41	10
2	136	32	2	195	48
3	74	19			
4	49	13			

类似地, 对于OD分割 (分挑战的一部分 - 3) 数据以相同的比例成集-A (54个图像) 和SETB (27个图像) 被划分。由于算法的输出是代表了解到感知模式。对于病变和OD分割任务的数据进行了仔细划分, 因为它提供了学习足够代表性的数据, 并且以后可以用来衡量算法的性能保持性比例这样的方式。这应该是每个子集中的病变和OD分割任务图像的百分比 (子挑战 - 1和子挑战的一部分 - 3) 是由研究结果的支持 (多宾和Simon , 2011) 这表明分离数据转换成2/3 (训练) : 1/3 (测试) 是用于从50的样本量为200。对于其他子挑战 (疾病分级和OD和中央凹中心位置) 的最佳选择, 数据分离在80 (训练集 : 设置-A) : 20 (测试集 : 设置-B) 的比例。数据分裂的百分比, 在这种情况下, 是为了提供分为不同严重性级别的数据的足够量。请注意, 该数据集是分层网络根据折分前的DR和DME成绩编。的数据集的细节的细节目示出

⁴ <https://ieee-dataport.org/open-access/indian-diabetic-retinopathy-imagedataset-idr>

⁵ <https://biomedicalimaging.org/2018/challenges/>

表4。

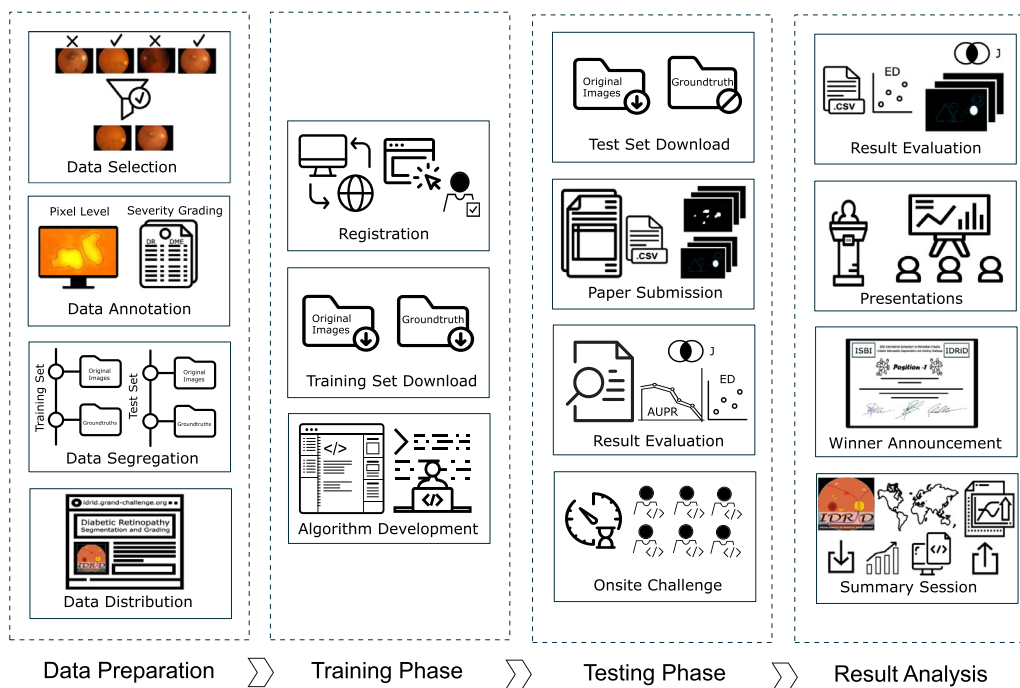


图3。工作ISBI的溢流年 - 2018年：糖尿病视网膜病变 - 分割和分级的挑战。

我们面临的挑战托管于在生物医学成像平台大挑战⁶。对于生物医学成像相关的比赛中流行的平台之一。一个挑战网站成立，并于25推出⁶2017年10月以传播挑战相关的信息。它也被用于注册，数据分发，提交结果和纸张，以及通信组织者和参加者之间。

阶段2。注册和发行训练数据：挑战考虑ISBI现场比赛的报名是从发射大挑战网站的打开（即25⁶10月

2017年），直到最后期限提交的结果（即11⁶游行

2018）。有兴趣的研究团队可以通过挑战网站为一个或所有子挑战注册。第一个数据，即组A（图像和地面真理）的一部分，该网络已经提供给挑战的参与者20⁶2018年一月参加者可以下载数据集，并开始开发他们的方法作案例幻阳离子。此外，他们也被允许使用其他数据集为他们的方法的发展，符合条件外部数据集也应该公开。

阶段3。测试数据的发布：SET-B（仅适用于图像）的subchallenge - 1发布于20⁶2018年对于其他两个子挑战2月，集-B发布了4⁶四月一日是“现场”挑战的一部分。从子挑战的现场评估忍住了主办方 - 在结果图像分割任务的评估1个考虑时序约束。

提出的材料都寻求任一的对应于三个子挑战（1 - 病变分割，2 - 疾病分级，3 - OD和中央窝检测）以下8个不同的任务如下：

1分挑战 - 1：病变划分

- 任务1：MA分割
- 任务 - 2：何分割
- 任务 - 3：SE分割
- 任务 - 4：EX分割

2.分挑战 - 2：疾病分级

任务 - 5：DR和DME分级

3次挑战 - 3：OD和中央窝检测任务 - 6：OD中心本地化















任务 - 7：黄斑中心凹中心本地化

任务 - 8：OD分割

挑战网站公开面向提交从12⁶二月和参与者可以提交他们的成果和文件，说明他们的方法主办方直到11⁶游行。参赛者可以提交最多三个方法每队被评估为每一个任务，只要有技术之间的显著差异，超越了简单的改变或参数改变。对于任务1~4（即子挑战 - 1）和任务-8，团队被要求提交输出概率映射为灰度图像和所有其他的任务，以CSV格式被接受。通过挑战组织者提交的结果进行评估，并显示在挑战网站的排行榜它们的性能。对于子挑战 - 1，团队是基于对提交的关于测试的结果集的性能进行评估，而对于其它两个子挑战评估使用通过留一交叉验证方法得到的训练结果集进行。在这个阶段，它收到了来自148个提交了37支不同的球队，这出16支队伍入围参与到现场的挑战研究界一个很好的反响。邀请当中，13支球队CON网络Rmed指其参与的现场挑战，而两队拒绝参加由于其他承诺，一个团队是不是能够安排在有限的时间财政支持。

阶段4。ISBI挑战活动：面临的主要挑战活动是在同期举行ISBI年 - 2018年四月，4⁶2018年使用Set-B（仅适用于图像）的子挑战 - 2和3提供给通过挑战网站（联机模式），以及在挑战网站（离线模式）的便携式设备的参与者。参与者被要求出示一小时内的各个挑战任务结果。参赛队伍可以把他们自己的系统或远程系统运行测试。此外，没有关于可能被用来产生结果的机器数量没有限制。但是，考虑到用于处理的定时约束，

表5
所有参赛球队名单入围并参加了“现场”的挑战。所有团队颜色代码在所有上市进一步参考更容易。该DL表示提交的算法是否是基于深度学习。其中，子挑战 - 1 (SC1) 对应于病变分割诸如微动脉瘤 (MA) ，出血 (HE) ，软性渗出 (SE) 和硬性渗出 (EX) 。而，亚挑战 - 2 (SC2) 表示疾病的严重程度分级对应于DR和DME。类似地，子挑战 - 3 (SC-3) 与视盘检测 (ODD) ，视网膜中央凹的检测 (FD) 和视盘分割 (ODS) 的交易。Harangi等。参加两种方法HarangiM1和HarangiM2，为简单起见，共同具有单一颜色代码表示为HarangiM1-M2。同样，李等人。参加两种方法LzyUNCC和LzyUNCC_Fusion (文中为LzyUNCC-II重命名) (文中为LzyUNCC-I改名) ，它们共同具有相同的颜色代码表示为LzyUNCC。然而，这些不同的方法在文中单独提及无论它是必要的。·团队“现场”的挑战不能参加，但后来收到的结果，组织者。

队名	作者	DL	SC1			SC2	SC3	
			MA	HE	SE	EX	奇	FD ODS
	VRT	Jaemin儿子等人。						
	科大讯飞，MIG	峰岩Wang等。					x	x
	PATech	刘力红等人。			x		x	x
	越早	云芝Wang等。					x	x
	SAIHST	尹浩Choi等人。			x		x	x
	LzyUNCC	中宇李等人。	x	x			x	x
	SDNU	李晓丹Sui等。					x	
	长毛象	王俊彦Wu等人。	x	x	x		x	x
	HarangiM1-M2	的Balazs Harangi等人，	x	x	x		x	x
	AVSASVA	Varghese表示亚历克斯等人。	x	x	x		x	x
	DeepDR	渡带等。	x	x	x			x
	ZJU-BLL-SGEX	Xingzheng吕等人。	x	x	x			
	IITkgpKLIV	Oindrila Saha等。	x	x	x		x	x
	·CBER	安娜门多萨等人。	x	x	x			

这之前曾与一个以上的溶液进入一些球队决定只用自己的表现最佳的解决方案。

此外，从子挑战前三名的球队 - 1予陈述他们的工作机会。在此期间，一些组织团队成员编为subchallenge结果 - 2个3队分别获得为7分钟，他们的方法的介绍和3分钟，保留questions。在第一个演示文稿会议持续了大约30分钟，在子挑战的演讲结束 - 1的结果子的挑战 - 2和3被宣布。同样，这些子挑战前三名表演队给他们的工作，简短的介绍。现场挑战活动结束后，6之后 4月，挑战和分析结果的总结提出，其中包括了网络最终排名竞争的解决方案。此信息挑战网站上还可以访问。很多团队曾参与多个子挑战中列出的是要注意重要 表5 而本文的其余部分与被选择的挑战，这些方法只处理。

resentation - 这使得它计算Efficient (Shen等人，2017年)。CNN的体系结构通常由一个输入层，后面是卷积 (CONV) 的序列，子采样 (POOL) ，完全连接 (FC) 层和FI应受一个使用SoftMax或回归层的，以产生所需的输出。所有层的功能作详细说明如下：

一组被用来与输入层执行2D卷积独立滤池 (或内核) 的CONV层包含 (一世) 以产生特征 (或激活) 映射 (一种) 这给在每个空间位置内核的响应。在数学上，用于输入接插 (一世 x,y) 在位置为中心 (X,Y) 的 B 层，在特征值 一世 B 特征图，一种 x,y,l ，被获得为：

$$\text{一种 } x,y,l = F ((W_{l,l} - \text{一世 } a_{x,y,b,l}) - F (C_{a_{x,y,l}}) \quad (1)$$

其中，参数 w^{A-B} 和 b^{-B} 是权重向量和的偏差项 一世 B 的滤波器 B 层，和 $F (\cdot)$ 是一个非线性激活函数如乙状结肠，整流音响编线性单元 (RELU) 或双曲正切 (双曲正切)。值得注意的是，内核是非常重要的 w^{A-B} 产生特征地图 $C : , , , -B$ 共享，降低了模型的复杂性，使网络更容易培养。

5.同类竞争解决方案

参赛队的多数建议对该挑战解决任务的CNN基础的方法。本节详细介绍有关CNN和参赛队伍利用及其变种的基本术语和缩写。此外，总结了解决方案及相关技术SPECI网络阳离子。对于一个特定的方法的详细说明，请参阅ISBI大挑战研讨会在诉讼 [HTTPS : //idrid.grand-challenge.组织/ Challenge_Proceedings /](https://idrid.grand-challenge.org/Challenge_Proceedings/)。

POOL层旨在通过减少特征地图的分辨率，实现平移不变性。在POOL层的特征图中的每个单元使用来自相应的卷积特征映射稀疏连接内的单元的子集的。最常见的池操作是平均池和最大池。它执行下采样操作，并通常置于两个CONV层之间实现一组分层的图像特征。在初始CONV层内核检测低级别的功能诸如边缘和曲线，而在较高的层中的内核被学习以编码更多的抽象的功能。的几个CONV和POOL层的顺序逐渐提取更高级别的特征表示。

对于输入图像，CNN变换在一端上的原始图像的像素来产生在另一端的单个可微得分函数。它利用三个机制 - 稀疏连接 (又名 当地接受网络ELD) ，重量共享和不变 (或等变) REP-