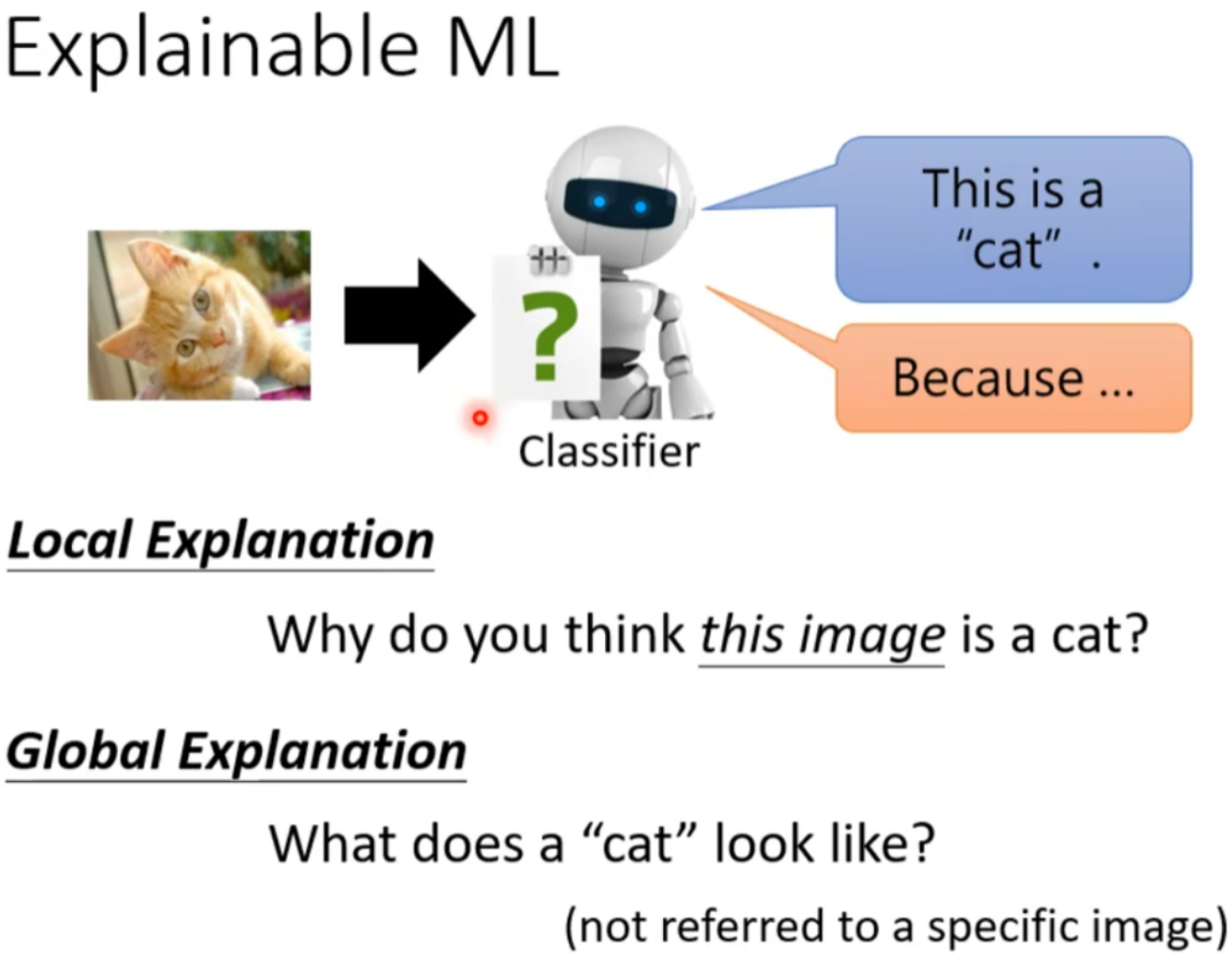
机器学习的可解释性

为什么需要可解释性的机器学习： 机器学习不仅得到答案，更需要给出决策的**理由**。我们可以从解释中改进模型和判错。

目标就是让**人**看的~~爽~~信服（readable）。



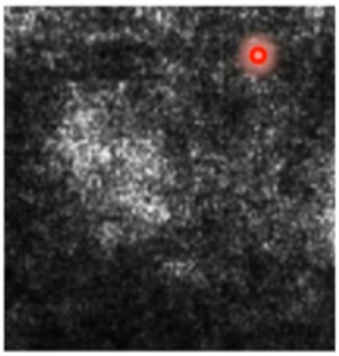
Local Explanation

那一个组成成分对于做出决定是关键的，如果删除或者改变这个组件会有很大的判断变化。

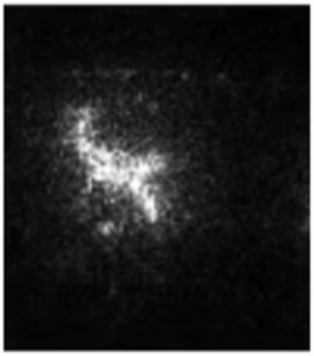
- e.g.: 把图片每一个像素写成$\{x_1,\cdots,x_n,\cdots，\ x_N\}$，得到的结果是$e$，如果$\{x_1,\cdots,x_n+\Delta x,\cdots，\ x_N\}$，结果变成$e+\Delta e$。
    - 如果Δx小，但是Δe大，说明是关键的，那么可以用$\left|\frac{\Delta e}{\Delta x}\right| \rightarrow \left|\frac{\partial e}{\partial x}\right|$判断（越大越关键）

如何把显著性图画的更好（让人看的更加信服）？

Gazelle



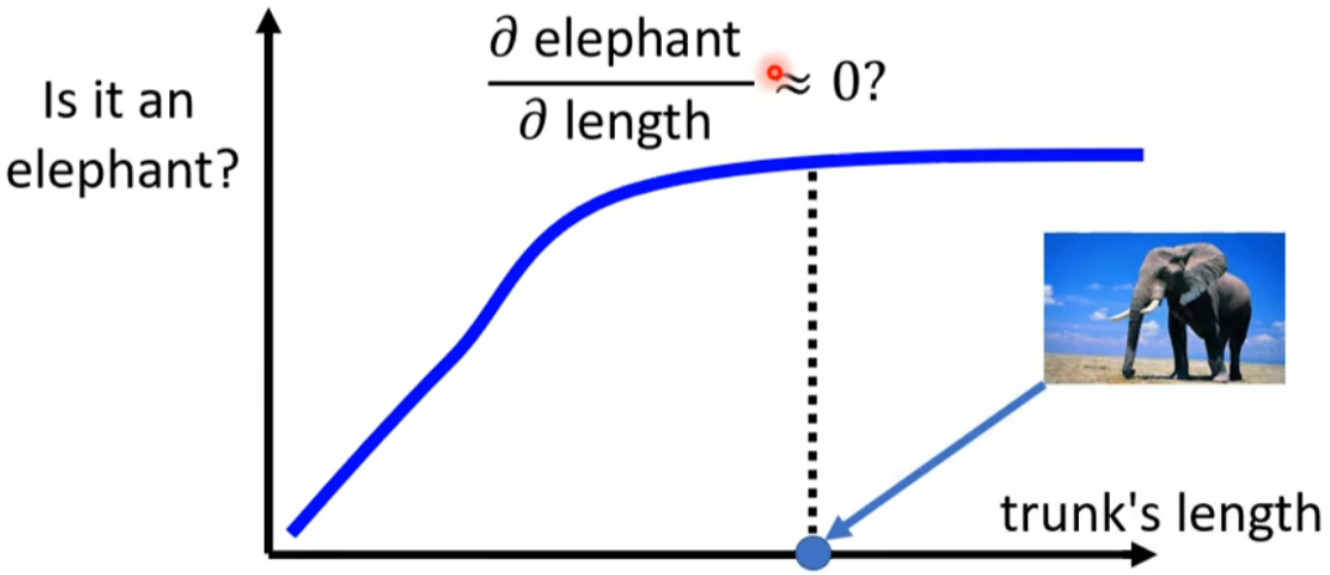
Typical



SmoothGrad

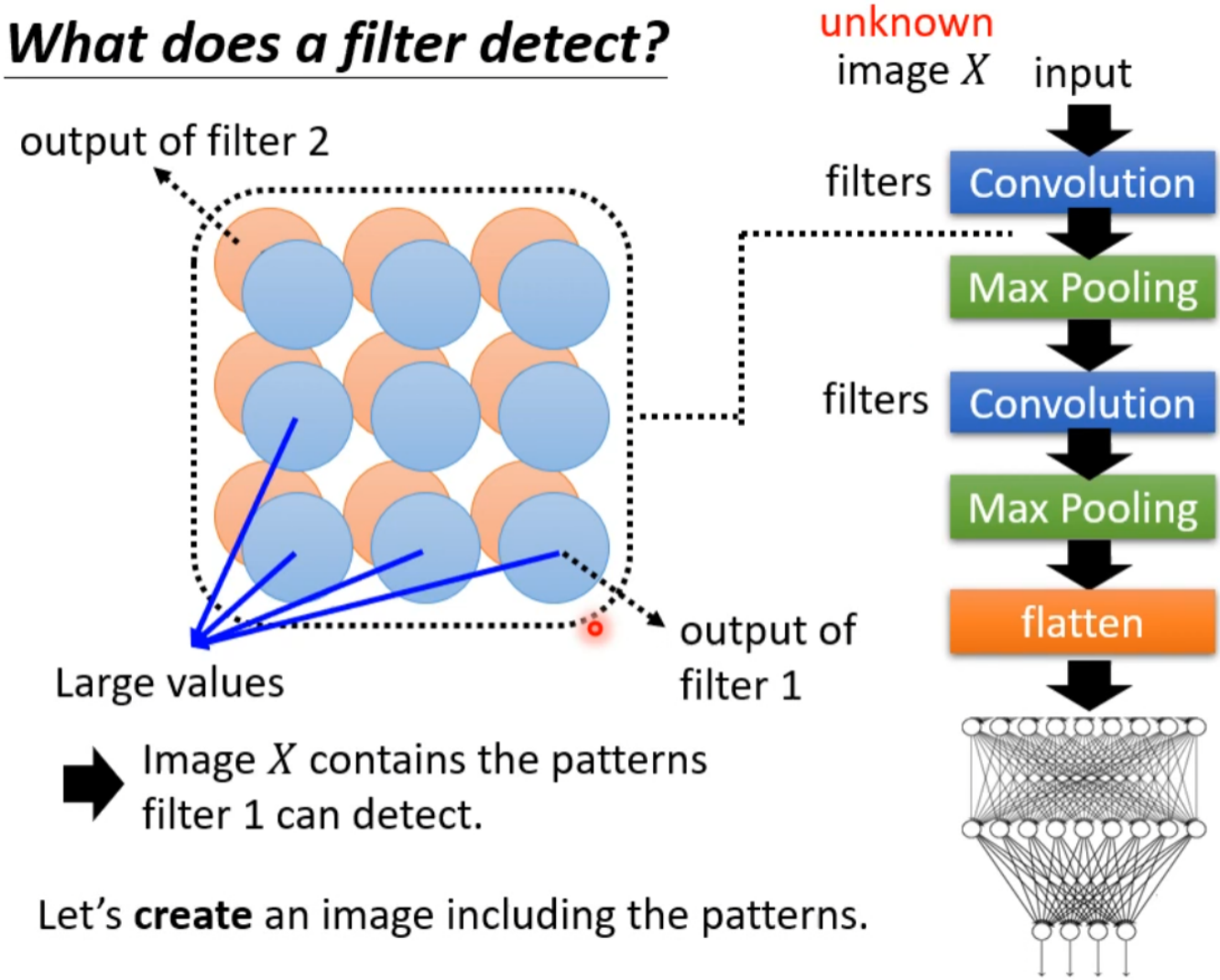
利用SmoothGrad，随机向输入图像添加噪声，获取噪声图像的显著性热力图并对其进行平均。

但利用$\left|\frac{\partial e}{\partial x}\right|$这种方法判断也不是完全正确的，如果根据鼻子的长度判断是否是大象。当鼻子长度增加到一定程度，变化就变得很小了。



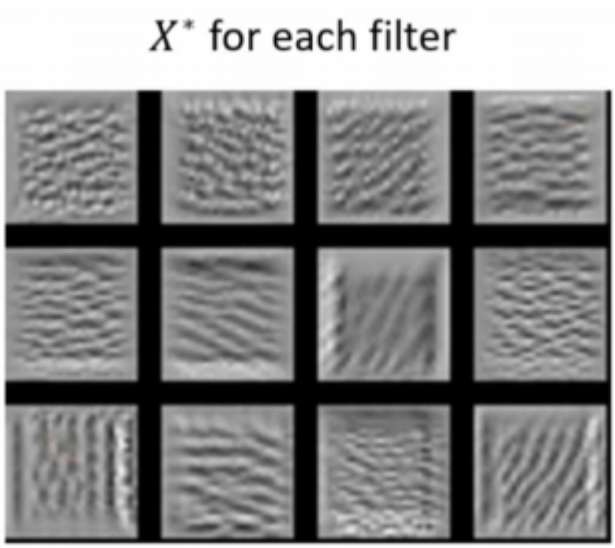
Global Explanation

对于每一个filter进行解释，如果一个filter算出来的feature map的值很大，说明这个filter很重要，图上的很多pattern都需要filter检测。

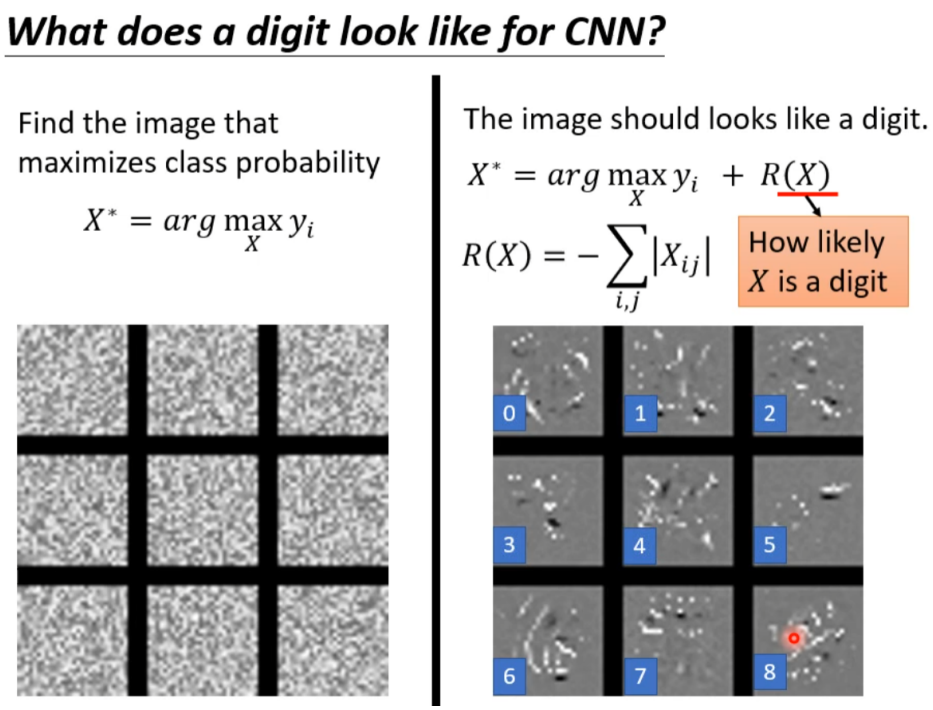


- 如何找到每一个filter关注的pattern?

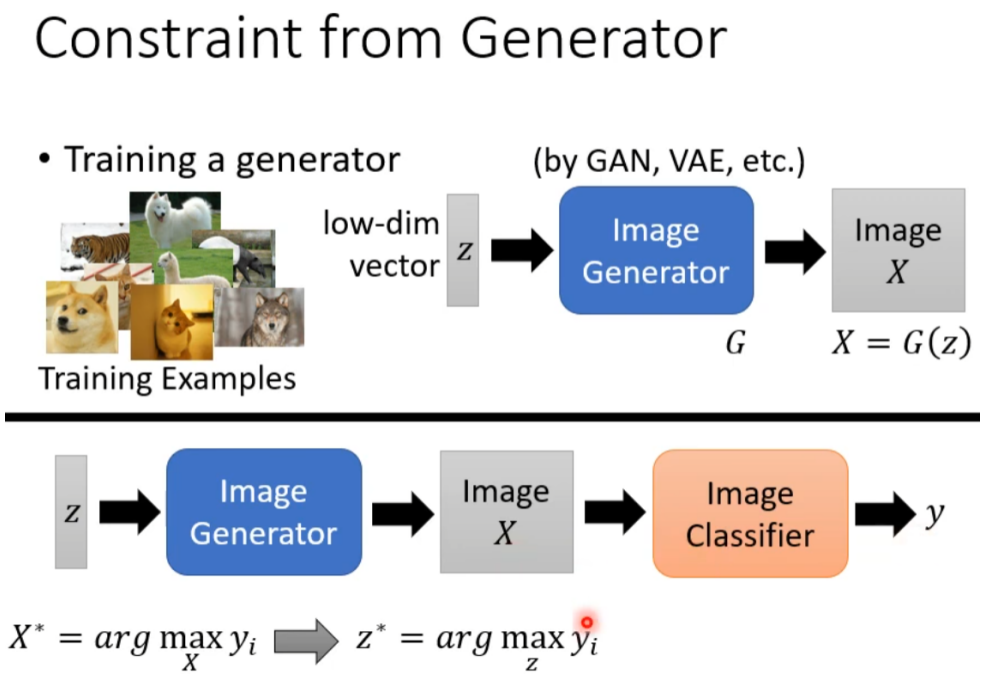
我们可以自己创建一个输入X^*使得，$X^* = \arg max_x \Sigma_i \Sigma_j a_{ij}$，此时$X^*$就是关注的特征。例如在手写数字辨识中的某个卷积层，可以看出不同滤波器的关注点同（横向、纵向）：



但即使最后输出层的判断，也不一定会出现readable的图像，如下图（左）（考虑危险攻击，有噪声，不一定完全判断具象的数字）。但为了可视化，我们可以添加限制，要求白色的点越少越好。



还可以收到生成器的约束



从而变成创建一个输入X^*的流形z^*。