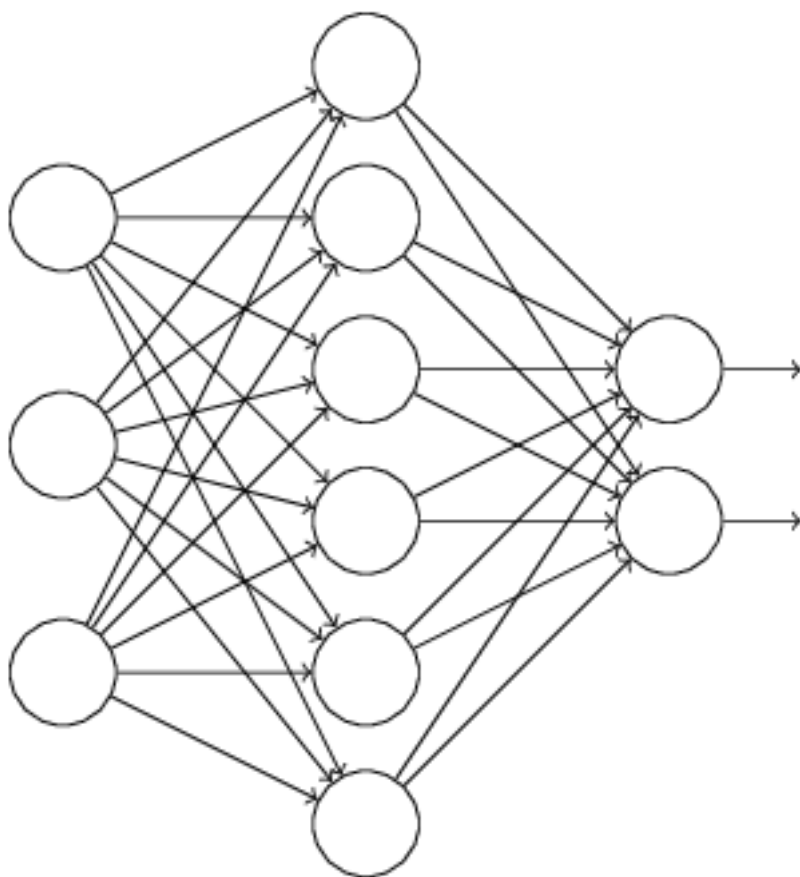


# Dropout解决过拟合问题

这篇也属于 《神经网络与深度学习总结系列》，最近看论文对Dropout这个知识点有点疑惑，就先总结以下。（没有一些基础可能看不懂，以后还会继续按照正常进度写总结）

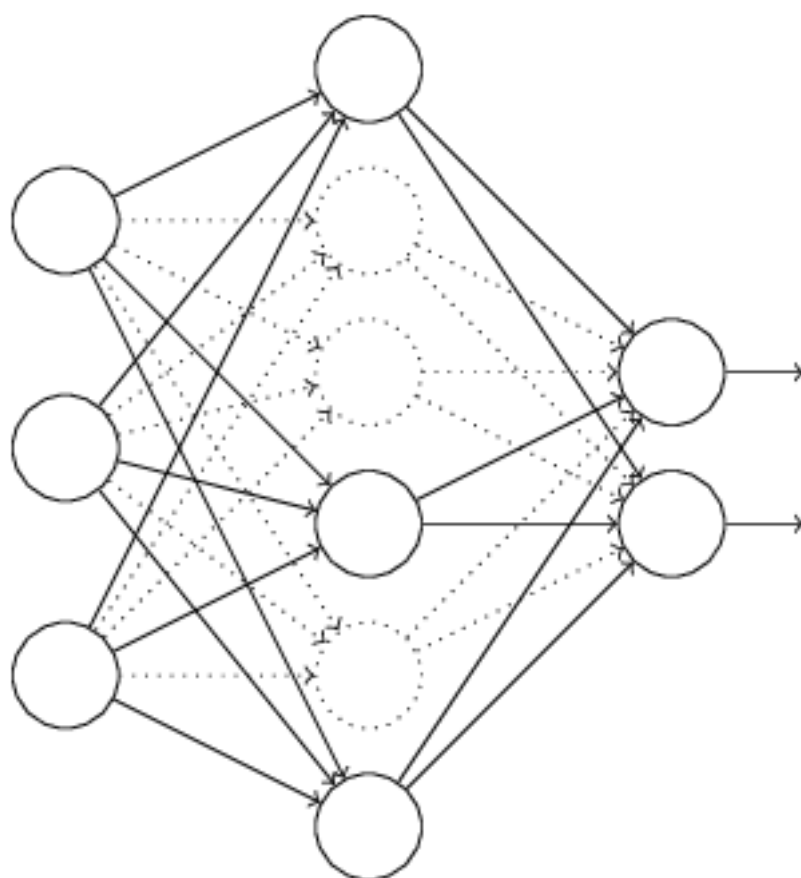
是什么？

假设我们要训练这样一个神经网络



输入是x输出是y，正常的流程是：我们首先把x通过网络前向传播然后后把误差反向传播以决定 如何更新参数让网络进行学习。使用dropout之后过程变成：

1. 首先随机（临时）删掉网络中一半的隐藏神经元，输入输出神经元保持不变（下图中虚线为部分临时被删除的神经元）



2. 然后把输入 $x$ 通过修改后的网络前向传播，然后把得到的损失结果通过修改的网络反向传播。一小批训练样本执行完这个过程后就按照随机梯度下降法更新（没有被删除的神经元）对应的参数（ $w$ ,  $b$ ）。

3. 然后继续重复这一过程：

- 恢复被删掉的神经元（此时 被删除的神经元 保持原样，而没有被删除的神经元已经有所更新）
- 从隐藏神经元中随机选择一个一半大小的子集 临时删除掉（备份被删除神经元的参数）。
- 对一小批训练样本，先前向传播然后反向传播损失并根据随机梯度下降法更新参数（ $w$ ,  $b$ ）（没有被删除的那一部分参数得到更新，删除的神经元参数保持被删除前的结果）

不断重复这一过程。

dropout 的过程好像很奇怪，为什么说它可以解决过拟合呢？（正则化）

- 取平均的作用：先回到正常的模型（没有dropout），我们用相同的训练数据去训练5个不同的神经网络，一般会得到5个不同的结果，此时我们可以采用“5个结果取均值”或者“多数取胜的投票策略”去决定最终结果。（例如 3个网络判断结果为数字9,那么很有可能真正的

结果就是数字9，其它两个网络给出了错误结果）。这种“综合起来取平均”的策略通常可以有效防止过拟合问题。因为不同的网络可能产生不同的过拟合，取平均则有可能让一些“相反的”拟合互相抵消。dropout掉不同的隐藏神经元就类似在训练不同的网络（随机删掉一半隐藏神经元导致网络结构已经不同），整个dropout过程就相当于对很多个不同的神经网络取平均。而不同的网络产生不同的过拟合，一些互为“反向”的拟合相互抵消就可以达到整体上减少过拟合。

- 减少神经元之间复杂的共适应关系：因为dropout程序导致两个神经元不一定每次都在一个dropout网络中出现。（这样权值的更新不再依赖于有固定关系的隐含节点的共同作用，阻止了某些特征仅仅在其它特定特征下才有效果的情况）。迫使网络去学习更加鲁棒的特征（这些特征在其它的神经元的随机子集中也存在）。换句话说假如我们的神经网络是在做出某种预测，它不应该对一些特定的线索片段太过敏感，即使丢失特定的线索，它也应该可以从众多其它线索中学习一些共同的模式（鲁棒性）。（这个角度看 dropout就有点像L1，L2正则，减少权重使得网络对丢失特定神经元连接的鲁棒性提高）

（还有一个比较有意思的解释是，Dropout类似于性别在生物进化中的角色：物种为了生存往往会倾向于适应这种环境，环境突变则会导致物种难以做出及时反应，性别出现可以繁衍出适应新环境的变种，有效的阻止过拟合，即避免环境改变时物种可能面临的灭绝。当地球都是海洋时，人类是不是也进化出了再海里生活的能力呢？）

参考：

[Neural networks and deep learning](#)

[Deep learning：四十一\(Dropout简单理解\)](#)