

信息网络综合专题研究课文献阅读报告——物理层

一、文献信息

- 1、作者：John Canny
- 2、文献题目：Designing, Visualizing and Understanding Deep Neural Networks
- 3、发表途径：CS 182/282A
- 4、发表时间：Spring 2019

二、问题意义

1、内容简介：在本文中，作者从深度学习和机器学习在当下的广泛运用入题，比对了生成型和区别型两种机器学习的模式的优缺点和特点，最后介绍了机器学习的预测、损失函数、线性回归和风险问题。

2、意义与背景：当前机器学习在网络查找、分类等方面运用广泛，且运算速度也在逐年增加。在未来，深度学习和机器学习一定还会有其他发展。

三、思路

1、机器学习从根本上来说是概率的问题，存在随机变量样本，这些随机变量样本负荷一共随机变量概率联合分布。而从近似联合概率分布到确定真实概率分布的过程就是一种机器学习的形式，它的目标是计算的简单高效和提供与实际情况尽可能相近的预测。

2、生成型与区别型的区别：生成型基于线性函数加高斯噪声，采用朴素贝叶斯公式，属于隐藏马尔可夫模型，是一种高斯混合模型，由潜在迪利克雷分配。区别型基于线性最小二乘回归，采用逻辑回归公式，属于条件随机域，它支持向量积和决策树+随机森林神经网络。它们的性能上也有所差别，生成型的优点在于它可以洞察生成数据的物理过程，有更快的训练速度，更好的稀疏数据性能，但是如果假设被违背，渐近精度可能很差。区别型关于数据和假设的依赖弱，对数据生成的了解很少或没有，可能需要更多的训练数据来保证适度的准确性，准确度要继续提高。

3、机器学习也有一些局限性，当图像色彩比较杂且颜色部分相近时，两张人眼看来完全不同的图像在机器学习后可能被判定为相近图像，即它存在损失，在机器学习中就称为损失函数。对于一个目标值可能没有一个确定的观察值，也就是说对于同一个观察值，可能在机器学习中会出现多个不同的目标值。除此之外，对于观察值的预测，由于过程中可能存在噪声或者未建模的影响，可能不能准确预测。于是当使用机器学习去预测一个接近目标值的值时，就会用损失函数来衡量两个值之间的近似性。

4、既然预测存在损失，也就是说这个预测存在风险，机器学习利用线性回归找到了常数 a 和常数 b ，这使已知数据的平方损失最小化。但对于预测点 x 的 y 的最小损失还没有确定，而接下来想要做到的就是尽量减少一些新数据的预期损失，而实际上最小化的是有限个数据点的平均损失，这种平均损失被称为经验风险。机器学习近似于风险最小化模型和经验风险最小化模型。一般来说，用最小化经验风险(数据损失)代替真正的风险是可行的，但是如果数据样本有偏差。或者说没有足够的数来准确地估计模型的参数，就要考虑代替的准确性了。

5、机器学习的预测功能除了依靠线性回归计算外，还有的依靠逻辑回归运算，这两种不同的运算方式在机器学习有着不同的功能。线性回归主要用来计算一个确定的真实的价值，而逻辑回归主要用来预测二进制目标或标签的概率。

四、结论

机器学习在当前环境下发展迅速，并且在许多情况下都有着不错的应用，但是它也还存在许多风险和误差，需要在不影响结果的条件下尽可能减小误差。同时机器学习运用的算法也有很多种，不同的算法有着不同的特征，要在不同条件下判断运用哪种算法，再进行计算与预测。

五、思考

机器学习在近年的发展环境下飞速发展，带给我们通信工程学子的是一种机遇和挑战。一方面，机器学习的迅速发展使得当下知识更新迅速，需要获取和学习的内容也在飞速增加，对于我们来说是一个比较难的挑战。但是从另一方面来说，机器学习的飞速发展也说明这块领域还处于一个新兴发展阶段，有着强大的活力和潜力，对于我们来说也是一个增加自身能力，提高自身竞争力，也对自身进行突破的好机会。