机器学习是什么，什么流程，需要哪些基础：

|  |
| --- |
| **可解决什么问题**：  1: 分类问题: 根据数据样本上抽取出的特征，判定其属于有限个类别中的哪一个  (**邮件识别**：垃圾或者正常，新闻分类)  2: 回归问题: 根据数据样本上抽取出的特征，预测一个连续值的结果  (电影票房，房价估计)  3:聚类问题: 根据数据样本上抽取出的特征，让样本抱抱团(相近/相关的样本在一团内)  (google 新闻分类)  基础：数学 ＋ 机器学习典型方法 ＋ 编程  **微积分**：理解微分的集合意义，优化理论，例如剃度下降，牛顿发，怎样调参数，怎样得到快的收敛速度，凸优化理论，KKT条件，对偶性等等，  **线性代数**：四个空间， 投影矩阵啊，最小二乘拟合的理解，PCA和SVD  概率论：ML,MAP,贝叶嘶，隐形马尔可夫模型，高斯混合模型  **典型的算法**：   1. 处理分类问题的常用算法包括：逻辑回归(工业界最常用)，支持向量机，随机森林，朴素贝叶斯(NLP中常用)，深度神经网络(视频、图片、语音等多媒体数据中使用)。 2. 处理回归问题的常用算法包括：线性回归，普通最小二乘回归（Ordinary Least Squares Regression），逐步回归（Stepwise Regression），多元自适应回归样条（Multivariate Adaptive Regression Splines） 3. 处理聚类问题的常用算法包括：K均值（K-means），基于密度聚类，LDA等等。 4. 降维的常用算法包括：主成分分析（PCA）,奇异值分解（SVD） 等。 5. 推荐系统的常用算法：协同过滤算法 6. 模型融合(model ensemble)和提升(boosting)的算法包括：bagging，adaboost，GBDT，GBRT 7. 其他很重要的算法包括：EM算法等等。   **机器学习项目的基本流程**：  1:**抽象成数学问题**：  我们明确我们可以获得什么样的数据，目标是一个分类还是回归或者是聚类的问题，如果都不是的话，如果划归为其中的某类问题  2:**获取数据**：对于数据，要注意以下几个点  1数据要有代表性，否则必然会过拟合  2考虑数据大小和内存的问题，估算出其对内存的消耗程度，判断训练过程中内存是否能够放得下。如果放不下就得考虑改进算法或者使用一些降维的技巧了。如果数据量实在太大，那就要考虑分布式了  3:**特征预处理和特征选择**：  筛选出显著特征、摒弃非显著特征，需要机器学习工程师反复理解业务。这对很多结果有决定性的影响。  特征选择好了，非常简单的算法也能得出良好、稳定的结果。这需要运用特征有效性分析的相关技术，如相关系数、卡方检验、平均互信息、条件熵、后验概率、逻辑回归权重等方法。  4:**训练模型和调优**  直到这一步才用到我们上面说的算法进行训练  5: **模型诊断**：确定模型调优的方向与思路  1:过拟合、欠拟合 判断是模型诊断中至关重要的一步。常见的方法如交叉验证，绘制学习曲线等。过拟合的基本调优思路是增加数据量，降低模型复杂度。欠拟合的基本调优思路是提高特征数量和质量，增加模型复杂度。  2: 误差分析 也是机器学习至关重要的步骤。通过观察误差样本，全面分析误差产生误差的原因:是参数的问题还是算法选择的问题，是特征的问题还是数据本身的问题  注意：诊断后的模型需要进行调优，调优后的新模型需要重新进行诊断，这是一个反复迭代不断逼近的过程，需要不断地尝试， 进而达到最优状态  6: **模型融合**：一般来说，模型融合后都能使得效果有一定提升。而且效果很好 |

朴素贝叶斯：

|  |
| --- |
| **为什么非常实用**：  首先，它是一个逆概问题，揭示了P(X|Y)和P(Y|X)的相反方向的条件概率的转换问题。  从贝叶斯公式的发现历史来看，其就是为了处理所谓“逆概”问题而诞生的。比如P(Y|X) 不能通过直接观测来得到结果，而P(X|Y) 却容易通过直接观测得到结果，就可以通过贝叶斯公式从间接地观测对象去推断不可直接观测的对象的情况。  例如：引申一步，基于样本特征去判断其所属标签的概率不好求，但是基于已经搜集好的打上标签的样本（有监督），却可以直接统计属于同一标签的样本内部各个特征的概率分布。因此贝叶斯方法的理论视角适用于一切分类问题的求解。 |

自然常数e：

|  |
| --- |
| ex =1+ x+ x2/2! + x3/3! + …  这个式子可以得到常数e的范围，可以得到possion分布的pdf. |

判别式模型和生成式模型(Discrimitive & Generative)：

|  |
| --- |
| 两者都是分类器的基本概念，但是对于输入x,标签y,  判别式模型（Discrimitive）: 产生条件概率模型，p(y|x)  生成式模型(generative): 产生联合概率模型,p(x,y)  判别式模型 ->生成式模型,但是反过来不行  常见的判别式：  Logistic Regression  SVM  Traditional Neural Network  Nearest Neighbor  CRF  Boosting  Linear Discriminant Analysis  常见的生成式：  Gaussians  Naïve Bayes  Mixtures of Multinomials  Mixtures of Gaussians  Mixtures of Experts  HMMs |

Constraint optimization：

|  |
| --- |
| 约束条件h(x) = 0 , f(x)<0: 注意h(x)必须是线性的，即仿射函数，不然无法解。但是f(x)没有约束。  凸函数的充要条件：对于定义域内的每个点，Hessian matrix是正定的。  对于一般的约束优化的问题，KKT条件只是必要条件，但是对于凸优化问题，kkt就是充要条件。凸优化问题的转化是问题的核心。工业上常采用内点发来求解。  常见的凸优化问题： LP(linear programming) , QCQP，有详细的解答。  对偶问题：拉格朗日函数是凸函数，如果是凸的，那么原问题和对偶问题的gap就是0.  两种情况下求解hessian matrix:  1: 判断局部最小值的时候，当剃度为0，hessian是正定的  2:判断一个函数是否是凸函数，当f二阶可导，并且hessian matrix是正定的。 |

Kkt条件：

|  |
| --- |
| 不等式约束： ci(x)<= 0  等式约束：hi(x)=0  广义拉格朗日函数(generized lagrange function):  L = f(x) + sum(ai\*ci(x)) + sum(bi\*hi(x)), 其中ai >= 0 约束不等条件。  KKT条件是产生极值点的一阶必要条件：  1: L 关于a\* 的偏导为0；  2: L 关于b\* 的偏导为0；  3: L 关于x\* 的偏导为0；  4: 不等式约束要被激活： 即ai\*ci(x\*) = 0 且ai\* >= 0; ci(x\*) <= 0  5:hi(x\*) = 0 |