* **介绍Logistic回归的原理？**

Logistic是一种广义的线性模型，其决策面是一个超平面。他在线性分类器的基础上，**引入了sigmoid函数来将分类器的值映射到类别0和1,而不是使用简单的阶跃函数来进行判断。**Logistic回归的**优化目标**是**最大化其对数似然函数，而最大化的过程一般使用梯度下降法、牛顿法等进行实现**。所以它并不是一个回归模型，而是一个二分类问题。

* **Logistic为什么要引入sigmoid来做映射？**

**（1）为什么要做映射？**

因为线性回归的结果是一个数值，不能直接用于分类，所以我们考虑使用一种策略来将其计算的结果映射到一个概率上，便于进行分类。

实际上映射只是一种分类的策略，对于一般的线性分类器，如感知机，其做法就是认为y>0为正类，y<0为负类，这是一种非常简单的策略，是从几何上来对分类进行解释，其优化的目标就是最小化分类的损失。而对于SVM，其策略就是从几何上来解释，它并不考虑每个点被划分到每个类的概率，而是和感知机一样，认为函数值>0为正类，<0为负类，在优化的过程中，加入了对分类面的约束，取点到分类面距离最小的分类器作为最优的分类平面，离分类面最近的点认为是支持向量，其优化的目标就是最小化分类器的间隔，或者是最小化合页损失。

**（2）为什么要使用sigmoid做映射？**

一方面，sigmoid函数具有非常优良的性能，其导数和它自身存在一定的关系，利于后续利用梯度下降法进行求解，计算起来也会飞快；

另一方面，sigmoid函数在两边变化缓慢，中间变化迅速，对于分类边界附近的点，应该具有更高的分辨能力。

* **Logistic回归的好处？**
  + 计算代价不高，易于理解和实现
  + LR相比SVM，更适合海量数据的处理
  + 可以拓展为多分类
* **对比一下Logistic回归、SVM、Perception等？**

**相同点：**

* + 都是分类模型。

**不同点：**

* + **Logistic回归、perception都是线性分类器，而SVM在引入kernel方法之后，变成了非线性的模型。**
  + 优化的目标不一样，Logistic回归是基于概率的模型，其最优化的目标是最大化模型的对数似然函数，一般用梯度下降或者牛顿法求解；SVM和perception可以认为都是基于几何的模型，特别是SVM，它优化的目标都是期望误差，即经验风险，SVM是合页损失函数，而Perception就是分类的损失函数。Perception基于样本在分类面的两边的位置来分类，而SVM则将分类的边界拉大，用间隔之外的位置用于分类。
  + Logistic回归中，每个点对分类面都不会有影响，点对分类面的影响会随着距离的增大而指数衰减；Perception中每个点都影响分类，但每个点对于分类面的影响，可以认为和距离无关；而SVM中，对分类面有影响的只有边界附近的支持向量。
  + LR可以拓展为多分类，而SVM和Perception不行。
* **如何选择SVM和Logistic回归?**

1. 如果Feature的数量很大，跟样本数量差不多，这时候选用LR或者是Linear Kernel的SVM  
2. 如果Feature的数量比较小，样本数量一般，不算大也不算小，选用SVM+Gaussian Kernel  
3. 如果Feature的数量比较小，而样本数量很多，需要手工添加一些feature变成第一种情况