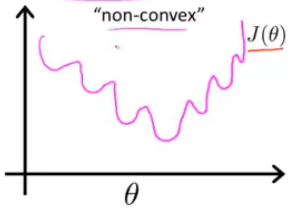
**1、原版代价函数**

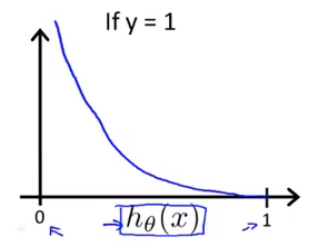
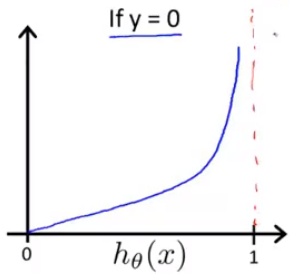
在线性回归拟合中，我们利用代价函数求偏导的思想，对参数进行逐步优化，使得最后的代价差为局部最优值。同样，我们来看，这样的一个思想能否也利用在logistic模型优化中呢？

 Logistic模型， ，若用 进行优化，得到的图形是这样的，它是一个非凸函数，因此我们无法通过原来的代价函数进行梯度下降得到想要的值。

**2、新版代价函数**

针对新的模型，应用新的参数求解过程。直接看定义：

if y = 1

if y = 0

在左图中，当样本点属于1结果时，此时计算它的代价函数为，若预测值为1时，代价为0，反之趋于无穷，这就限制住了对样本值为1的点预测它趋于0的可能性；右图同理，若预测值为0时，代价为0，反之趋于无穷，这就限制住了对样本值为0的点预测它趋于1的可能性。

到目前为止，我们学会了用logistic模型拟合分类训练集，对训练集拟合的好坏，给出了新的代价函数方程。接下来，通过梯度下降算法来给出一个较好的。

**3、梯度下降算法——优化**

之前用方程组的形式表示出当y为0、1时的代价函数，现在用一个式子来表示：

，y = 0/1

这是对单个样本进行代价值计算，现在扩展到所有训练集中，得出总的代价函数为：

，值得庆幸的是，这个代价函数是一个凸函数，因此可以用梯度下降算法进行值的迭代更新：

可以看到，这一个对值的更新，与之前讲的线性回归梯度下降算法所用公式是一样的，但其实本质是不同的，因为对预测模型的定义完全不同。同样，向量化运算和特征值缩放也适用于logistic模型。

参数值更新：，

代价函数计算：