1. 1. 梯度下降

1. 梯度下降算法原理讲解——机器学习 zhangpaopao0609的博客-CSDN博客 梯度下降

梯度下降（gradient descent）在机器学习中应用十分的广泛，不论是在线性回归还是Logistic回归中，它的主要目的是通过迭代找到目标函数的最小值，或者收敛到最小值。

1.1 1.1 思想

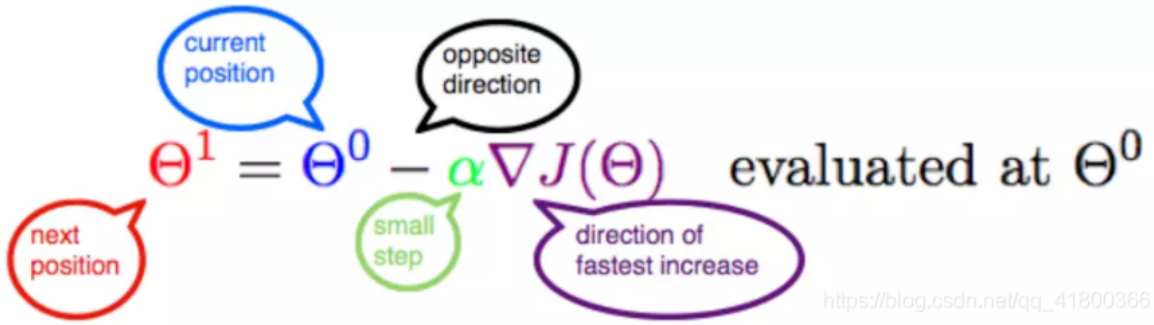
梯度下降法的基本思想可以类比为一个下山的过程。
假设这样一个场景：一个人被困在山上，需要从山上下来(找到山的最低点，也就是山谷)。但此时山上的浓雾很大，导致可视度很低；因此，下山的路径就无法确定，必须利用自己周围的信息一步一步地找到下山的路。这个时候，便可利用梯度下降算法来帮助自己下山。怎么做呢，**首先以他当前的所处的位置为基准，寻找这个位置最陡峭的地方，然后朝着下降方向走一步，然后又继续以当前位置为基准，再找最陡峭的地方，再走直到最后到达最低处；同理上山也是如此，只是这时候就变成梯度上升算法了。**

梯度下降的基本过程就和下山的场景很类似。

首先，我们有一个可微分的函数。这个函数就代表着一座山。我们的目标就是找到这个函数的最小值，也就是山底。根据之前的场景假设，最快的下山的方式就是找到当前位置最陡峭的方向，然后沿着此方向向下走，对应到函数中，就是找到给定点的梯度 ，然后朝着梯度相反的方向，就能让函数值下降的最快！**因为梯度的方向就是函数之变化最快的方向。**

1.2 1.2 数学表示

$\Theta^1 = \Theta^0 + \alpha \bigtriangledown J(\Theta) \rightarrow evaluated dat \Theta^0$



此公式的意义是：J是关于Θ的一个函数，我们当前所处的位置为Θ^0点，要从这个点走到J的最小值点，也就是山底。首先我们先确定前进的方向，也就是梯度的反向，然后走一段距离的步长，也就是α，走完这个段步长，就到达了Θ^1这个点！

α

α 在梯度下降算法中被称作为**学习率**或者**步长**，意味着我们可以通过α来控制每一步走的距离，**其实就是不要走太快，错过了最低点。同时也要保证不要走的太慢，导致太阳下山了，还没有走到山下。** 所以α的选择在梯度下降法中往往是很重要的！α不能太大也不能太小，太小的话，可能导致迟迟走不到最低点，太大的话，会导致错过最低点！

梯度要乘以一个负号

梯度前加一个负号，就意味着朝着梯度相反的方向前进！我们在前文提到，**梯度的方向实际就是函数在此点上升最快的方向**！而我们需要朝着下降最快的方向走，自然就是负的梯度的方向，所以此处需要加上负号；那么如果时上坡，也就是梯度上升算法，当然就不需要添加负号了。