

- 1、F-W 算法，比较困惑。因为没有系统的学过优化算法，只能看到哪里学到哪里，比较适合自己。从哪里引起的呢？路网的配流，里面提到了 F-W 算法，用来解决已知路网结构和 OD 条件下，OD 流量怎么分配到路网上的。按照某种方式去分配，其中有一个就是 UE 平衡条件下的分配，在这种情况下，每个路段的阻抗积分相加会最小。记住，这个是目标函数，就是说，目标函数是最小的，而且是对流量的阻抗积分的累加最小。阻抗是流量的函数，简单说是一个 Flow/capacity 的平方函数或者四次方函数，那么目标函数就是一个非线性的函数。问题就变成了求解一个非线性规划的问题，而且约束是线性的。
- 2、问题描述清楚了，模型也知道了是求带线性约束的非线性优化问题。理论上，求解的方法应该有好多种了，现在冒出了一个 F-W 的算法，有什么特殊之处，看图说明：

Frank-Wolfe算法是一种可行方向法，在每次迭代内，搜索方向总是指向某个极点，并且当迭代点接近最优解时，搜索方向与目标函数的梯度趋于正交，因此算法收敛速度比较慢。但该方法把求解非线性最优问题转化为求解一系列线性规划问题，而且各线性规划具有相同的约束条件，因而该方法在实际应用中仍然是一种有用的算法。

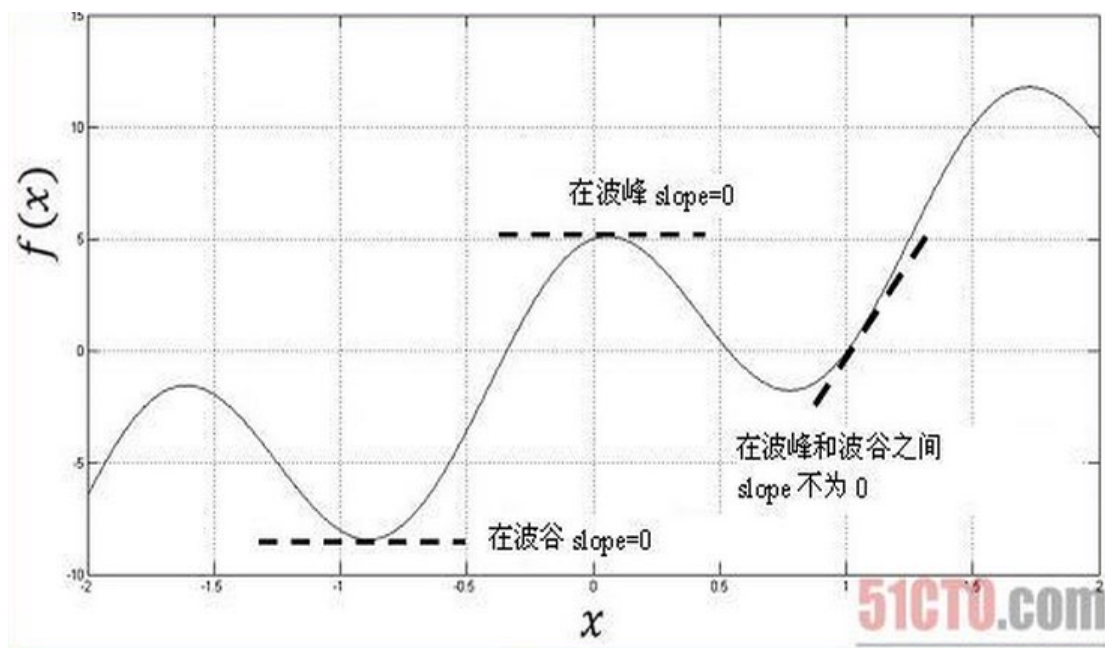
如上图所示，这个方法可以将非线性最优问题转变成线性优化。我去，转不过弯来，因为数学没有学习好啊。复习一下数学的知识吧。

带线性约束的非线性规划问题

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ s.t. \quad Ax \leq b \\ \quad \quad Ex = e \end{aligned}$$

上面是模型的抽象表示

- 5、数学的优化问题。优化分两种，线性优化和非线性优化。先非线性优化，如果目标函数是非线性的，没有约束的，那么这种非线性优化，有一种求解方法。通过一维的非线性优化可以得知相关的一些方法和概念。我觉的就是求导，看图说明：



非线性优化中，如果不是凸函数（预留一下：怎么判断一个函数是凸函数呢？）和没有约束，那么就没有最小值（最大值）[或者说全局最优值]，那么只有局部最优值。就算没有全局最优值，那么局部的最优值，怎么求解呢？那就是求导，导数等于零（0），然后就可以得到局部最优值。再看几个例子，巩固一下：

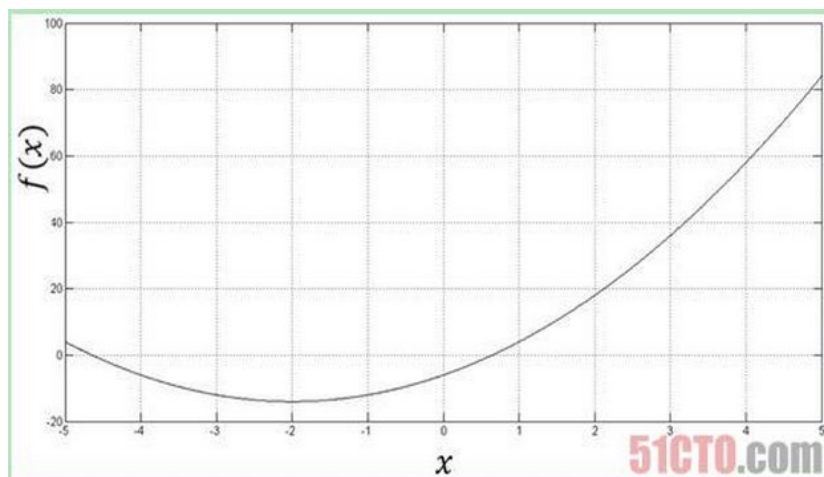
例如，下面是一个抛物线函数，我们要求它的最小值：

$$\text{最小值} = 2x^2 + 8x - 6$$

利用微积分的原理，对上述函数求导数，就可以得到该曲线的斜率。因此它的斜率方程是：

$$\text{斜率} = \frac{dy}{dx} = 4x + 8$$

令斜率等于0，得到 $x=-2$ 。这个结果表明，当 $x=-2$ 时，这个抛物线函数取最大值或最小值。



上图的例子，好像说明抛物函数可以求得全局最优值，这么说抛物函数是凸函数？

再看另外的例子：

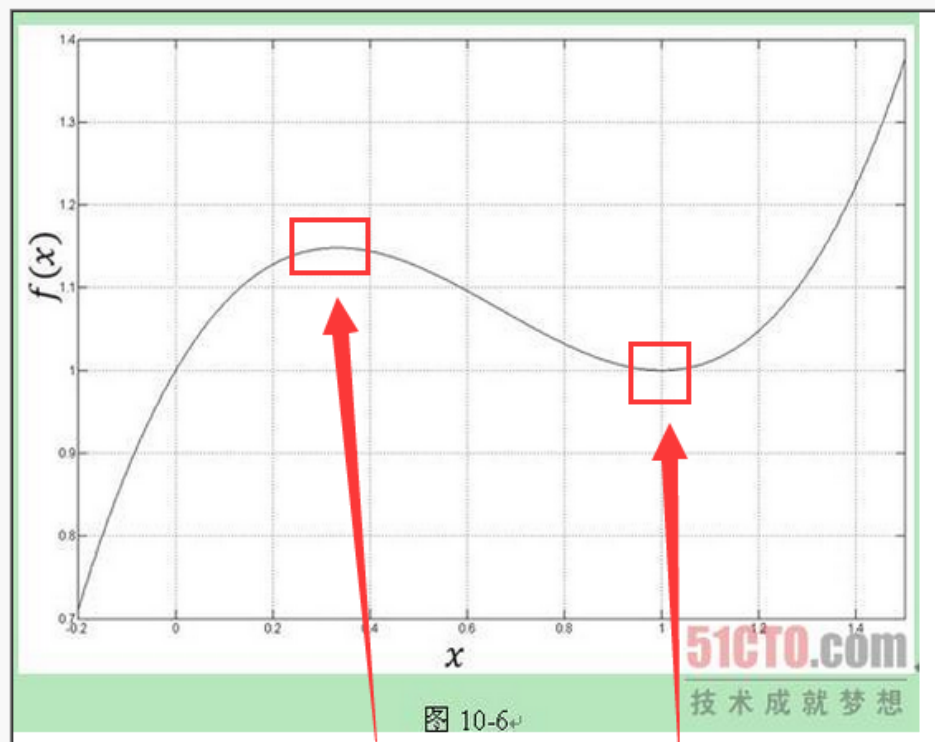
为了深入理解这个方法，我们分析与下面的目标函数有关的单变量最优化问题：

最小值 $= x^3 - 2x^2 + x + 1$

该函数的斜率是它的导数：

$$\text{斜率} = \frac{dy}{dx} = 3x^2 - 4x + 1$$

令斜率等于0，求得它的两个根为 $x=1/3$ 和 $x=1$ 。这两个点是最大值还最小值？为此，我们需要分析函数的曲线。为了方便，我们只画出该函数在 $-0.2 \leq x \leq 1.5$ 范围内的曲线，如图10-6所示。



我们发现这两个点确实是极值点。 $x=1/3$ 对应于曲线的波峰， $x=1$ 对应曲线的波谷。但是，仔细分析这个函数在整个范围内的曲线，发现 y 没有确定的极值，因为当 x 趋向无穷大时， y 值越来越大，同样，它也没有确定的最小值，因为当 x 趋向负无穷大时， y 值越来越小。

说明求导后，发现了局部最优解。

经过总结，可以得到以下规律：

回过头看本节的3个例子，我们得到关于非线性无约束最优化问题的几个结论：

- 斜率为0的点表示它们是极值点(极大值/极小值)。
- 斜率为0的点可能是局部极值点，也可能是全局极值点。在分析极值点时，不能掉以轻心。

对于全局极值点必须加以验证。

- 全局极值点可能并不唯一，特别是当目标函数为周期函数时，尤其如此。

虽然，本章的例子只限于单变量的目标函数，但是结论可以推广到多变量目标函数。对于多变量最优化问题，虽然用手工方法求函数的斜率不如单变量容易，但是本节介绍的基本原理有助于我们判断和利用数值解法的结果。

6、上面讲了半天，是单变量的理解。怎么推导到多变量呢？一样的，“导数”变成了“梯度”，我是这么理解的。因此，梯度等于0，表示他们是局部最优解，那怎么判断全局最优解呢。看函数是不是凸函数了，我们来看看别人是怎么总结的，看图说话：

无约束问题的最优性条件

1. **必要条件**：若 X^* 是函数 $f(X)$ 的局部最大点，则在该点必有 $\nabla f(X^*)=0$ 以及Hesse矩阵 $\nabla^2 f(X^*)$ 半正定

定义：对于可微函数 $f(X)$ ，称使其梯度为零向量的点为平稳点（驻点）。

2. **若 X^* 是驻点，则其为极值点的充分条件**：

- 1) 若 $H(X^*)$ 半正定， X^* 为局部极小点；

若 $H(X^*)$ 正定， X^* 为孤立局部极小点；

- 2) 若 $H(X^*)$ 半负定， X^* 为局部极大点；

若 $H(X^*)$ 负定， X^* 为孤立局部极大点；

- 3) 若 $H(X^*)$ 不定， X^* 为鞍点；(阅读课本的例题)

通过上图，我们可以看到，判断极值要看两个条件的，一个是梯度为0，一个是 hesse 矩阵。

7、通过以上的总结，可以发现：非线性优化求解的时候，是不能通过求导的方式得到全部最优解的，只能得到局部最优解。如果目标函数是凸函数的话，约束是凹函数的话，那就是全局最优。因此，在求解非线性最优的时候，很难得到全局最优？用求导的方式，很难直接得到，因此要用其他的方法去求解。什么方法，现在也没有总结好。那就直接推广一下，整个非线性优化的全局最优值的判断总结：

8、最速下降算法和 Frnk-wolfe 算法的区别。说实话，我真没有搞定，只能通过例子来理清

楚思路，先把步骤完成，然后再总结。