

## 原 牛顿法与Hessian矩阵

2017年03月03日 22:13:30

阅读数: 10844

牛顿法 主要有两方面的应用:



13

1. 求方程的根;



2. 求解优化方法;



收藏

一. 为什么用牛顿法求方程的根?

问题 牛顿法 是什么? 目前还没有讲清楚, 没关系, 先直观理解为 牛顿法是一种迭代求解方法 (Newton童鞋定义的方法)。



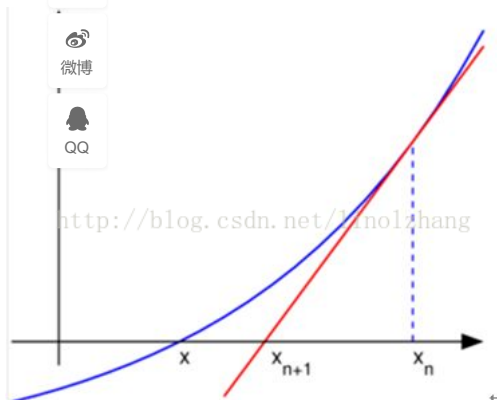
微信



微博



QQ



假设  $f(x) = 0$  为待求解方程, 利用传统方法求解, 牛顿法求解方程的公式:

$$f(x_0 + \Delta x) = f(x_0) + f'(x_0) \Delta x$$

$$\text{即 } f(x) = f(x_0) + f'(x_0) (x - x_0)$$

公式可能大家会比较熟悉, 一阶泰勒展开,  $f'(a)$  表示  $f(x)$  在  $x_0$  点的斜率 (这个很好理解), 当  $x$  方向增量 ( $\Delta x$ ) 比较小时,  $y$  方向增量 ( $\Delta y$ ) 可以近似表示为 斜率 (导数) \*  $x$  方向增量 ( $f'(x_0) \Delta x$ ), 令  $f(x) = 0$ , 我们能够得到 迭代公式:

$$x = x_0 - f(x_0) / f'(x_0) \Rightarrow x_{n+1} = x_n - f(x_n) / f'(x_n)$$

通过逐次迭代, 牛顿法 将逐步逼近最优值, 也就是方程的解。

## 二. 扩展到最优化问题

这里的最优化 是指非线性最优化, 解非线性最优化的方法有很多, 比如 梯度下降法、共轭梯度法、变尺度法和步长加速法等, 这里我们只讲 牛顿法。

针对上面问题进行扩展:

解决  $f(x) = 0$  的问题, 我们用了一阶泰勒展开:

$$f(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) + o((x - x_0)^2)$$

去掉末位高阶展开项, 代入  $x = x_0 + \Delta x$ , 得到:

$$f(x) = f(x_0 + \Delta x) = f(x_0) + f'(x_0) \Delta x$$

那么 要解决  $f'(x) = 0$  的问题, 我们就需要二阶泰勒展开:

$$f(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) + 0.5 f''(x_0)(x - x_0)^2 + o((x - x_0)^3)$$

去掉末位高阶展开项, 代入  $x = x_0 + \Delta x$ , 得到:

$$f(x) = f(x_0 + \Delta x) = f(x_0) + f'(x_0)\Delta x + 0.5 * f''(x_0) (\Delta x)^2$$

求导计算：  $f'(x) = f'(x_0 + \Delta x) = 0$ ，得到：

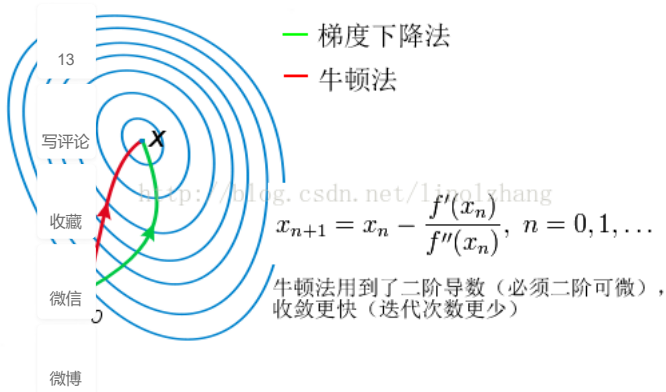
$$[f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) + 0.5 f''(x_0)(x - x_0)^2]' = 0$$

整理：

$$f'(x_0) + f''(x_0)(x - x_0) = 0$$

$$x = x_0 - f'(x_0) / f''(x_0) \Rightarrow x_{n+1} = x_n - f'(x_n) / f''(x_n)$$

牛顿法 一图总结为：



### 三. 牛顿法 QQ Hessian矩阵的关系

以上牛顿法的推导 是针对 **单变量问题**，对于多变量的情况，**牛顿法** 演变为：

$$\begin{aligned} X_{n+1} &= X_n - \frac{f'(X_n)}{f''(X_n)} = X_n - \frac{J_f(X_n)}{H(X_n)} \\ &= X_n - H^{-1}(X_n) \cdot J_f(X_n) \end{aligned}$$

与上面的单变量表示方式类似，需要用到变量的一阶导数和二阶导数。

其中  $J$  定义为 **雅克比矩阵**，对应一阶偏导数。

$$J_f(X_n) = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial y_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial y_m}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial y_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

$H$  为 **Hessian矩阵**，对应二阶偏导数。

$$H(f) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{bmatrix}$$

网上也能搜到类似的公式表达，也列出来：

$$x_{n+1} = x_n - [Hf(x_n)]^{-1} \nabla f(x_n), n \geq 0$$

牛顿法 在多变量问题上仍然适用迭代求解，但Hessian矩阵的引入增加了复杂性，特别是当：

- Hessian 矩阵非正定（非凸）导致无法收敛；
- Hessian 矩阵维度过大带来巨大的计算量。

针对这个问题，在 牛顿法无法有效执行的情况下，提出了很多改进方法，比如 **拟牛顿法**（Quasi-Newton Methods）可以看作是牛顿法的近似。

**拟牛顿法** 只需要用到一阶导数，不需要计算Hessian矩阵 以及逆矩阵，因此能够更快收敛，关于 **拟牛顿法** 这里不再具体展开，也有更深入的DFP、BFGS、L-BFGS等算法，大家可以自行搜索学习。

总体来讲，拟牛顿法 都是用来解决 牛顿法 本身的 复杂计算、难以收敛、局部最小值等问题。

版权声明：本文为博主原创文章，未经博主允许不得转载。 <https://blog.csdn.net/linolzhang/article/details/60151623>

文章标签：[牛顿法](#) [Hessian矩阵](#) [雅可比矩阵](#) [最小二乘法](#) [非线性优化](#)

个人分类：[机器学习](#) | [计算机视觉](#) [数学](#)

相关热词：[牛顿法你牛顿法](#) [牛顿法高斯牛顿法](#) [牛顿法阻尼牛顿法](#) [一阶牛顿法](#) [二分法和牛顿法](#)

上一篇

深度学习之对抗网络

13

下一篇

奇异值分解SVD

写评论

### 2018年Python全栈平均薪资是多少？

转型学Python 收藏 从8K提升至20K月薪，多数高薪Python全栈需要掌握Django框架、网络爬虫Scrapy框架、Xpath、PhantomJS、BeautifulSoup、Redis存储和Docker容器技术、Docker运维、数据挖掘与机器学习.....

微信

想对...点什么

微博

吴86

15-22 22:41:00 #2楼

问个问题 QQ 如下原文： 去掉末位高阶展开项，代入x = x0+Δx，得到： f(x) = f(x0+Δx) = f(x0) + f'(x0)Δx + 0.5 \* f''(x0) (Δx)^2 求导计算： f'(x) = f'(x0+Δx) = 0，得到： f'(x0) + f'(x0)(x-x0) + 0.5 f''(x0)(x-x0)^2 ]' = 0 -----这是怎么得到的呀？ 看起来是让f(x)=0变换得到的呀。 整理： f'(x0) + f''(x0)(x-x0) = 0 这个又是怎样整理得到的？ 谢谢啊。

Velvas\_

2018-03-07 19:55:45 #1楼

受益匪浅，感谢

### 牛顿法以及雅克比矩阵、海森矩阵（Hessian）数学方法。

一般来说，牛顿法主要应用在两个方面， 1, 求方程的根; 2, 最优化。 1, 求方程的根 其原理便是使用泰勒展开，然后去线性部分...

### Hessian的基本使用

完整代码下载 <https://gitee.com/zml2015/HessianDemo> 引入必要jar包 com.caucho hessian 4.0.51 ...

### hessian矩阵特征值 - CSDN博客

求hessian矩阵的特征值和特征向量 //求hessian矩阵的特征值和特征向量 void CmCurveEx::compute\_eigenvals(double dfdrr, double df...

### Hessian 矩阵(黑塞矩阵)以及hessian矩阵奇异的用法 - CSDN博客

求解方程f(x)=0,即f(x0)+(x-x0)\*f'(x0)=0,求解x = x1=x0-f(x0)/f'(x0),因为这是利用泰勒公式的一阶展开,f(x) = f(x0)+(x-x0)...

程序员不会英语怎么行？  
老司机教你一个数学公式秒懂天下英语



### Hessian 矩阵（黑塞矩阵）以及hessian矩阵奇异的用法

Hessian Matrix（黑塞矩阵、海森矩阵、海瑟矩阵、海塞矩阵等）

### 海森矩阵 Hessian matrix - CSDN博客

求hessian矩阵的特征值和特征向量 //求hessian矩阵的特征值和特征向量 void CmCurveEx::compute\_eigenvals(double dfdrr, double df...