# Machine Learning---LMS 算法数学说明

## 引言

这篇文章主要是为了《Machine Learning---LMS 算法》中做一些数学上的解释，虽然LMS算法实现比较简单，但是上面所用的数学知识还是有必要讲一下。

## 梯度

这里得先介绍梯度这个概念，因为算法就是用来所谓的“梯度下降法”。

### 1.方向导数

对于方向函数的详细定义就不写了。

在一个xOy平面中，存在以下向量： ，该向量是与射线同方向的单位向量

设函数 z = f(x,y)。有一个点,然后沿着向量上另一个点

导出以下公式

该函数便是f(x,y)在点沿方向的变化率，叫做方向导数。

方向导数一个定理：**如果函数f(x,y)，在点处可微分，那么函数在该点处沿任意方向lde 方向导数必定存在，且有**

### 2.梯度

函数f(x,y)在平面区域D中，具有一阶连续偏导数，则向量 ，便是函数f的梯度 。

如果向量 是与方向l同方向的单位向量，那么方向函数

梯度的意义：三个特殊情况

1. ，则表示方向与梯度相同的时候，则函数在这个方向增长速度最快。
2. ，则表示方向与梯度相反的时候，则函数在这个方向下降速度最快。我们的梯度下降法中，就是采用这个情况。
3. ，则表示方向与梯度正交的时候，则函数的变化率为0。

## 算法数学解释

首先我们LMS中的 便是以下这种线性形式：

这里的 便是LMS公式中的w。

梯度下降法：

我们在机器学习过程中，要做的就是不断缩小预测值和真实值之间的差距。

所以我们先定义来量化差值。

这里我们再次做一个假，引进一个函数

对于这个函数有几点说明，首先 和 的意思是第j个训练样本中的x和y。而不是x的j次幂和y的j次幂。

按照上面介绍的梯度的知识，对进行求梯度计算

对这个求偏导，由于依赖变化的只有 ，而 所以这个式子就等于 ) 这里便是

所以综上所述

梯度下降

## 总结

这是笔者第一次写关于数学方面的推导介绍，所以经验欠缺，敬请见谅。这里需要说明的是，其中第二节的梯度下降法介绍来源于斯坦福Machine Learning公开课。

这个系列的公开课挺不错的，其中对于数学方面的推导介绍页很详细。有兴趣的可以直接搜索 斯坦福 + Machine Learning估计就能找到。

由于笔者不是专门研究人工智能方面，所以在写这些文章的时候，肯定会有一些错误，也请谅解，上面介绍中有什么错误或者不当地方，敬请指出，不甚欢迎。

如果有兴趣的可以留言，一起交流一下算法学习的心得。

声明：本文章是笔者整理资料所得原创文章，如转载需注明出处，谢谢。