

请输入搜索关键字..

所有分类

每日更新 | TOP排行榜 | Tag标签 | 充值



源码库首页

ASP源码

PHP源码

NET源码

商业源码

其他源码

建站教程

网站模板

站长素材

网页特效

专题

vbs

lua

ColdFusion

VBA

shell脚本

Ruby

DOS/BAT

Golang

python教程

htc

hta

PowerShell



云服务器 CN2极速访问 OpenStack® 集群云架构



香港 美国 免备案 不限内容 VPS云服务器



真人视讯、电子游戏、体育、彩票
AG、BBIN、MG、PT、AB、OG、TTG、IBC

QQ:7227894 4596042
SKYPE: 9@999.af



666IDC
至尊精品

1万兆口接入
100兆独享

棋牌博彩高防服务器

183.134.17.*独家高防段

国内免备案高防

T级防护

1对1

完美售后



1核1G5Mbps独享活动价：29.5元/月 2核4G10Mbps独享活动价：139元/月 8核16G10Mbps独享活动价：309元

带宽便宜又好用的云服务器性价比王 2核2G30GSSD5M独享9元 疯抢

| | | | | |
|-----|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| IDC | 云服务器/虚拟主机,最低仅需7元/月 | 【中电云集】827元的新手礼包免费领 | 【景安网络】免费领取top域名 | 虚位以待，联系QQ：76148203 |
| 源码 | 香港电信直连/国内高防35元/月 | 【福娃网】专业站长交易平台 | 虚位以待，联系QQ：76148203 | 虚位以待，联系QQ：76148203 |
| 工具 | 【模板派】精美免费网站模板下载 | 虚位以待，联系QQ：76148203 | 虚位以待，联系QQ：76148203 | 虚位以待，联系QQ：76148203 |

梯度下降法介绍及利用Python实现的方法示例

文章TAG: [python](#) [python实现梯度下降法](#) [梯度下降](#) [梯度下降法](#)

时间: 2017-08-23 来源: www.aspku.com 作者: 脚本之家 文章热度: 158 °C

[过期已备案域名，注册就能用！](#)[站长建站必备素材打包下载](#)[源码交易买卖上福娃网](#)

本文主要给大家介绍了梯度下降法及利用Python实现的相关内容，分享出来供大家参考学习，下面话不多说，一起来看看详细的介绍吧。

梯度下降法介绍

梯度下降法 (gradient descent)，又名最速下降法 (steepest descent) 是求解无约束最优化问题最常用的方法，它是一种迭代方法，每一步主要的操作是求解目标函数的梯度向量，将当前位置的负梯度方向作为搜索方向 (因为在该方向上目标函数下降最快，这也是最速下降法名称的由来)。

梯度下降法特点：越接近目标值，步长越小，下降速度越慢。

直观上来看如下图所示：

[查看标识获取更多信息](#)
[视频播放服务器](#)
[主播直播间](#)

python教程搜索

[关闭边栏](#)

搜索python教程...

最近浏览记录

未找到您的最近浏览记录

python教程推荐

[用 Python 批量创建云梯VPN连接配置](#)[Python基本语法经典教程](#)[Python中实现参数类型检查的简单方](#)[在Python的Flask框架中使用日期和时](#)[对于Python的框架中一些会话程序的管](#)[详解Python中列表和元祖的使用方法](#)[使用Python编写vim插件的简单示例](#)[python strip\(\)函数 介绍](#)

热门源码推荐

3 / 3

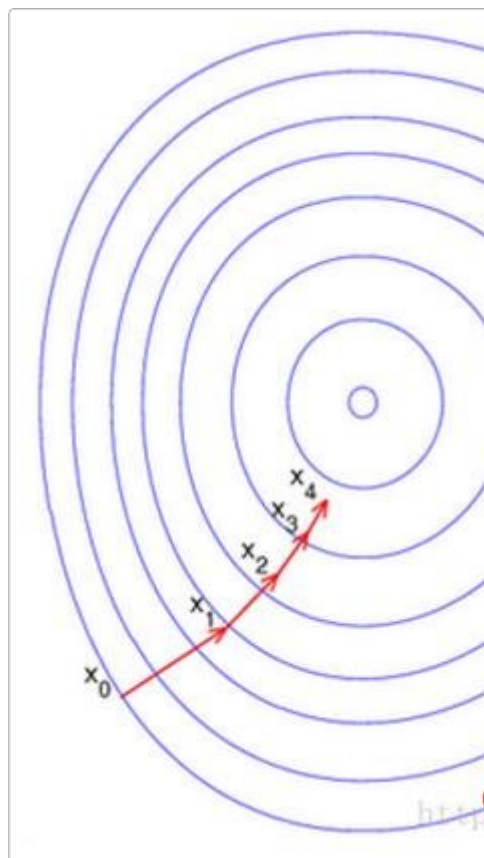


友价源码商城系统
T5|2017友价源码交易

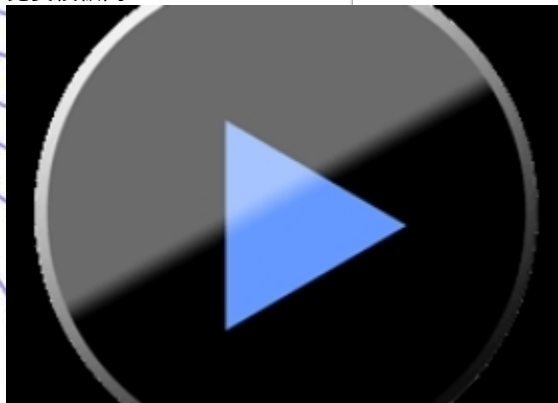


仿新卷皮网淘宝客网站
源码(带自动优惠)





人工智能培训
免费模板网



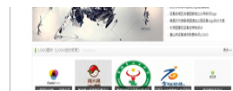
这里每一个圈代表一个函数梯度，最中心表示函数极值点（确定搜索方向以及步长共同决定前进速度）和步长找到函数局部最优点（如果目标函数是凸函数，则到达全局最

下面我们将通过公式来具体说明梯度下降法

下面这个 $h(\theta)$ 是我们的拟合函数



帝国CMS开发源码下
载站整站源代码



织梦DEDECMS制作标
志在线网整站源码（带

热门python教程

Python爬虫框架Scrapy实战之批量抓
jupyter安装小结

在Mac OS上搭建Python的开发环境

python使用7z解压apk包的方法

python抓取网页中图片并保存到本地

Python的Flask框架中web表单的教程

Python的Flask框架与数据库连接的教

python动态网页批量爬取

视频播放服务器

主播直播间

python基础教程

python语言

python

女装批发网

申万宏源证券

成考

波奇宠物商城

网店代理

街机游戏平台

分期乐官网

人工智能培训

$$h(\theta) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \dots +$$

也可以用向量的形式进行表示：

$$h_{\theta}(x) = \theta^T X$$

$$h_{\theta}(x^i) - y^i$$

下面函数是我们需要进行最优化的风险函数，其中的每一项 $h_{\theta}(x^i) - y^i$ 都表示在已有的训练集上我们的拟合函数与y之间的残差，计算其平方损失函数作为我们构建的风险函数（参见最小二乘法及其Python实现）

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m \left(h_{\theta}(x^i) - y^i \right)^2$$

这里我们乘上1/2是为了方便后面求偏导数时结果更加简洁，之所以能乘上1/2是因为乘上这个系数后对求解风险函数最优值没有影响。

我们的目标就是要最小化风险函数，使得我们的拟合函数能够最大程度的对目标函数y进行拟合，即：



免费模板网

$$\min_{\theta} J_{\theta} \quad J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m \left(h_{\theta}(x^i) - y^i \right)^2$$

后面的具体梯度求解都是围绕这个目标来进行。

批量梯度下降BGD

按照传统的思想，我们需要对上述风险函数中的每个 θ_j 求其偏导数，得到每个 θ_j 对应的梯度

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_j} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(h_{\theta}(x^i) - y^i \right) x_j^i$$

这里 x_j^i 表示第 i 个样本点 x^i 的第 j 分量，即 $h(\theta)$ 中的 $\theta_j x_j$

接下来由于我们要最小化风险函数，故按照每个参数的负梯度方向来更新每一个

$$\theta_j = \theta_j - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_j} J(\theta) = \theta_j - \frac{\alpha}{m} \sum_{i=1}^m \left(h_{\theta}(x^i) - y^i \right)$$

这里的 α 表示每一步的步长

从上面公式可以注意到，它得到的是一个全局最优解，但是每迭代一步，都要用到训练集所有的数据，如果 m 很大，那么可想而知这种方法的迭代速度！！所以，这就引入了另外一种方法，随机梯度下降。

随机梯度下降SGD

因为批量梯度下降在训练集很大的情况下迭代速度非常之慢，所以在这种情况下再使用批量梯度下降来求解风险函数的最优化问题是不具有可行性的，在此情况下，提出了——随机梯度下降

我们将上述的风险函数改写成以下形式：

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m \left(h_{\theta}(x^i) - y^i \right)^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \text{cost}$$

其中，

$$\text{cost}(\theta, (x^i, y^i)) = \frac{1}{2} (h_{\theta}(x^i) - y^i)^2$$

称为样本点 (x^i, y^i) 的损失函数

接下来我们对每个样本的损失函数，对每个 θ_j 求其偏导数，得到每个 θ_j 对应的梯度

$$\frac{\partial}{\partial \theta_j} \text{cost}(\theta, (x^i, y^i)) = (h_{\theta}(x^i) - y^i) x^i$$

查看标识获取更多信息

免费建站

电脑发短信平台

免费模板网

废钢破碎机

然后根据每个参数 θ_j 的负梯度方向来更新每一个 θ_j

$$\theta_j = \theta_j - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_j} \text{cost}(\theta, (x^i, y^i))$$

与批量梯度下降相比，随机梯度下降每次迭代只用到了一个小

况是只用到了其中一部分样本数据即可将 θ 迭代到最优解。因此随机梯度下降比批量梯度下降在计算量

FREE! 免费

永久免费，真正省心

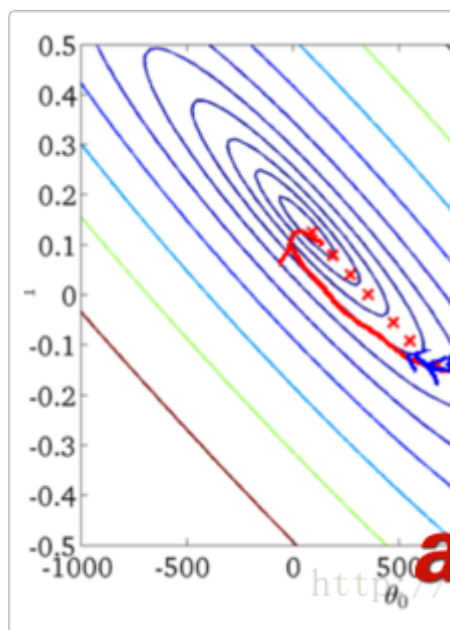
搭官网、建社区、开微店统统不烧钱

免费建站

上会大大减少。

SGD有一个缺点是，其噪音较BGD要多，使得SGD并不是一个很好的选择。SGD因为每次都是使用一个样本进行迭代，因此最终求得的最优解。但是大的整体的方向是向全局最优解的，最终的

下面是两种方法的图形展示：



电脑发短信平台

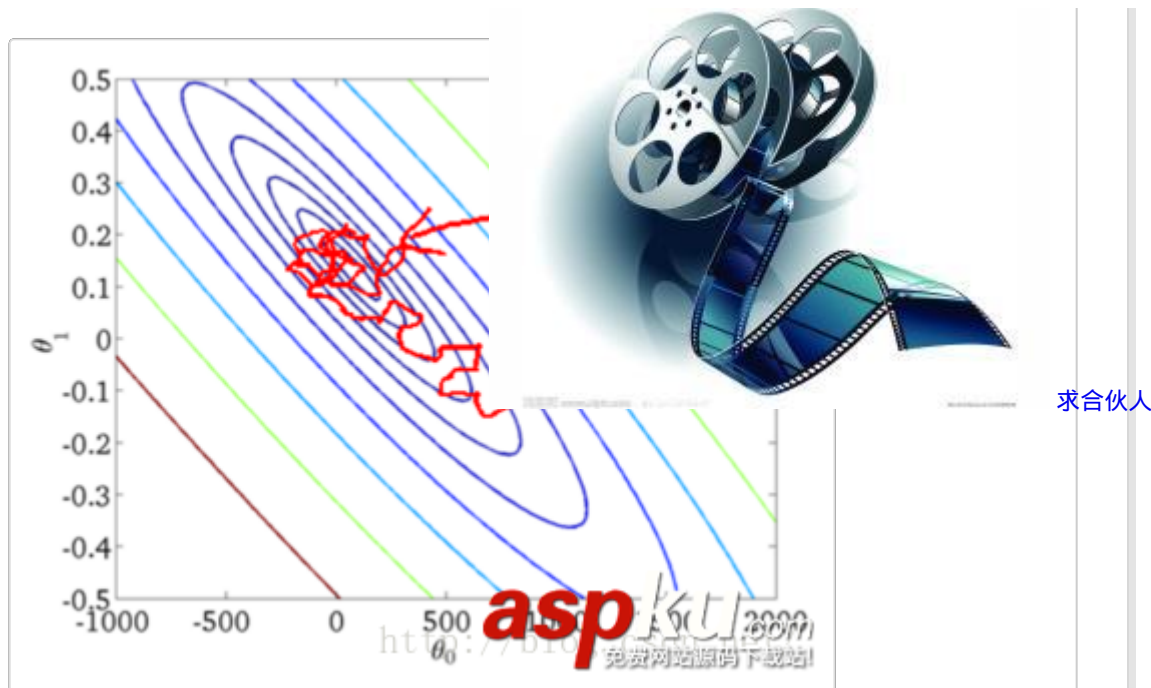
痛风的治疗方法

免费模板网

免费建站

废钢破碎机

石磨面粉



求合伙人

从上述图形可以看出，SGD因为每次都是用用一个样本点进行梯度搜索，因此其最优化路径看上去比较盲目（这也是随机梯度下降名字的由来）。

对比其优缺点如下：

批量梯度下降：

优点：全局最优解；易于并行实现；总体迭代次数不多

缺点：当样本数目很多时，训练过程会很慢，每次迭代需要耗费大量的时间。

随机梯度下降：

优点：训练速度快，每次迭代计算量不大

缺点：准确度下降，并不是全局最优；不易于并行实现；总体迭代次数比较多。

Python实现方法示例

上面我们讲解了什么是梯度下降法，以及如何求解梯度下降，下面我们将通过

python/115109.html">python来实现梯度下降法。

```
# -*- coding: utf-8 -*-  
# 作者: yhao  
# 博客: http://blog.csdn.net/yhao2014  
# 邮箱: yanhao07@sina.com  
  
# 训练集  
# 每个样本点有3个分量 (x0,x1,x2)  
x = [(1, 0., 3), (1, 1., 3), (1, 2., 3), (1, 3., 2), (1, 4., 4)]  
# y[i] 样本点对应的输出  
y = [95.364, 97.217205, 75.195834, 60.105519, 49.342380]  
  
# 迭代阈值, 当两次迭代损失函数之差小于该阈值时停止迭代  
epsilon = 0.0001  
  
# 学习率  
alpha = 0.01  
diff = [0, 0]  
max_itor = 1000  
error1 = 0  
error0 = 0  
cnt = 0  
m = len(x)  
  
# 初始化参数  
theta0 = 0  
theta1 = 0  
theta2 = 0  
  
while True:
```

```
cnt += 1

# 参数迭代计算
for i in range(m):
# 拟合函数为  $y = \theta_0 * x[0] + \theta_1 * x[1] + \theta_2 * x[2]$ 
# 计算残差
diff[0] = ( $\theta_0 + \theta_1 * x[i][1] + \theta_2 * x[i][2]$ ) - y[i]

# 梯度 = diff[0] * x[i][j]
 $\theta_0 -= \alpha * \text{diff}[0] * x[i][0]$ 
 $\theta_1 -= \alpha * \text{diff}[0] * x[i][1]$ 
 $\theta_2 -= \alpha * \text{diff}[0] * x[i][2]$ 

# 计算损失函数
error1 = 0
for lp in range(len(x)):
error1 += ( $y[lp] - (\theta_0 + \theta_1 * x[lp][1] + \theta_2 * x[lp][2])$ )**2/2

if abs(error1-error0) < epsilon:
break
else:
error0 = error1

print '  $\theta_0$  : %f,  $\theta_1$  : %f,  $\theta_2$  : %f, error1 : %f' % ( $\theta_0$ ,
print 'Done:  $\theta_0$  : %f,  $\theta_1$  : %f,  $\theta_2$  : %f' % ( $\theta_0$ ,  $\theta_1$ , t
print '迭代次数: %d' % cnt
```

结果（截取部分）：

```
 $\theta_0$  : 2.782632,  $\theta_1$  : 3.207850,  $\theta_2$  : 7.998823, error1 : 7.508
 $\theta_0$  : 4.254302,  $\theta_1$  : 3.809652,  $\theta_2$  : 11.972218, error1 : 813.
 $\theta_0$  : 5.154766,  $\theta_1$  : 3.351648,  $\theta_2$  : 14.188535, error1 : 1686
 $\theta_0$  : 5.800348,  $\theta_1$  : 2.489862,  $\theta_2$  : 15.617995, error1 : 2086
 $\theta_0$  : 6.326710,  $\theta_1$  : 1.500854,  $\theta_2$  : 16.676947, error1 : 2204
 $\theta_0$  : 6.792409,  $\theta_1$  : 0.499552,  $\theta_2$  : 17.545335, error1 : 2194
 $\theta_0$  : 74.892395,  $\theta_1$  : -13.494257,  $\theta_2$  : 8.587471, error1 : 87
```

```
theta0 : 74.942294, theta1 : -13.493667, theta2 : 8.571632, error1 : 87
theta0 : 74.992087, theta1 : -13.493079, theta2 : 8.555828, error1 : 87
theta0 : 75.041771, theta1 : -13.492491, theta2 : 8.540057, error1 : 86
theta0 : 75.091349, theta1 : -13.491905, theta2 : 8.524321, error1 : 86
theta0 : 75.140820, theta1 : -13.491320, theta2 : 8.508618, error1 : 86
theta0 : 75.190184, theta1 : -13.490736, theta2 : 8.492950, error1 : 85
theta0 : 75.239442, theta1 : -13.490154, theta2 : 8.477315, error1 : 85
theta0 : 97.986390, theta1 : -13.221172, theta2 : 1.257259, error1 : 1.
theta0 : 97.986505, theta1 : -13.221170, theta2 : 1.257223, error1 : 1.
theta0 : 97.986620, theta1 : -13.221169, theta2 : 1.257186, error1 : 1.
theta0 : 97.986735, theta1 : -13.221167, theta2 : 1.257150, error1 : 1.
theta0 : 97.986849, theta1 : -13.221166, theta2 : 1.257113, error1 : 1.
theta0 : 97.986963, theta1 : -13.221165, theta2 : 1.257077, error1 : 1.
Done: theta0 : 97.987078, theta1 : -13.221163, theta2 : 1.257041
迭代次数: 3443
```

可以看到最后收敛到稳定的参数值。

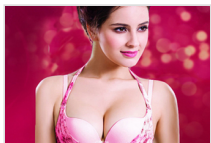
注意：这里在选取alpha和epsilon时需要谨慎选择，可能不适的值会导致最后无法收敛。

总结

以上就是这篇文章的全部内容了，希望本文的内容对大家的学习或者工作能带来一定的帮助，如有疑问大家可以留言交流，谢谢大家对ASPku源码库的支持。

上一篇：[python文件特定行插入和替换实例详解](#)

下一篇：[python3之微信文章爬虫实例讲解](#)



女生丰胸的方法



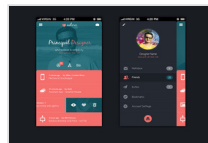
140平米装修



人工智能培训



机器人编程



app设计



单片机培训机

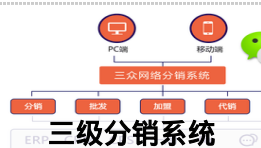
相关python教程：

[python3之微信文章爬虫实例讲解](#)[python文件特定行插入和替换实例详解](#)[Python实现简单的获取图片爬虫功能示例](#)[python 中split 和 strip的实例详解](#)[Windows平台Python连接sqlite3数据库的方法分析](#)[python的pdb调试命令的命令整理及实例](#)[python 数据的清理行为实例详解](#)[Python实现导出数据生成excel报表的方法示例](#)

相关资源下载：

[python3之微信文章爬虫实例讲解](#)[python文件特定行插入和替换实例详解](#)[Python实现简单的获取图片爬虫功能示例](#)[python 中split 和 strip的实例详解](#)[Windows平台Python连接sqlite3数据库的方法分析](#)[python的pdb调试命令的命令整理及实例](#)

热门标签：



烘焙学习
班

游戏编程
要学什



pyth
on

相亲网



相关链接：[复制本页链接](#) | [搜索梯度下降法介绍及利用Python实现的方法示例](#)

模板说明：[python教程-梯度下降法介绍及利用Python实现的方法示例](#)，其版权归原作者所有。

[关于我们](#) [免责声明](#) [网站地图](#) [联系我们](#) [源码分享](#)

©2012 www.aspku.com 源码库

