

# 在训练中显示损失值



## 显示损失值



```
# 开始训练,轮数为 epoch,采用SGD随机梯度下降优化方法
step = 0 # 记录训练步数
loss list = [] # 用于保存loss值的列表
for epoch in range (train epochs):
   for xs, ys in zip(x data, y data):
      _, loss=sess.run([optimizer, loss_function], feed_dict={x: xs, y: ys})
      # 显示损失值 loss
      # display step: 控制报告的粒度
      # 例如,如果 display step 设为 2 ,则将每训练2个样本输出一次损失值
                                                                   #控制显示loss值的粒度
       # 与超参数不同,修改 display step 不会更改模型所学习的规律
                                                                   display step = 10
      loss list.append(loss)
                                             增加一个控制显示粒度的参数
      step=step+1
      if step \% display step = 0:
          print ("Train Epoch:", '%02d' % (epoch+1), "Step: %03d" % (step), "loss=", \
               "{:.9f}". format (loss))
   b0temp=b. eval(session=sess)
   w0temp=w.eval(session=sess)
   plt.plot (x data, w0temp * x data + b0temp )# 画图
```



### 显示损失值



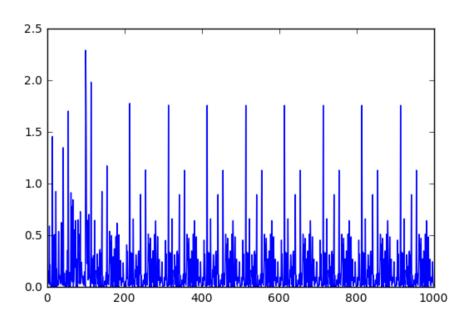
```
Train Epoch: 01 Step: 010 loss= 0.056705344
Train Epoch: 01 Step: 020 loss= 0.000246272
Train Epoch: 01 Step: 030 loss= 0.019463092
Train Epoch: 01 Step: 040 loss= 0.589754999
Train Epoch: 01 Step: 050 loss= 0.000975099
Train Epoch: 01 Step: 060 loss= 0.142678708
Train Epoch: 01 Step: 070 loss= 0.046167519
Train Epoch: 01 Step: 080 loss= 0.008698015
Train Epoch: 01 Step: 090 loss= 0.241310671
Train Epoch: 01 Step: 100 loss= 0.000510003
Train Epoch: 02 Step: 110 loss= 0.317787021
Train Epoch: 02 Step: 120 loss= 0.032408509
Train Epoch: 02 Step: 130 loss= 0.093365036
Train Epoch: 02 Step: 140 loss= 0.332121730
Train Epoch: 02 Step: 150 loss= 0.060511891
Train Epoch: 02 Step: 160 loss= 0.024091592
Train Epoch: 02 Step: 170 loss= 0.178776026
Train Frach: 02 Ston: 180 loss- 0 006/50176
```



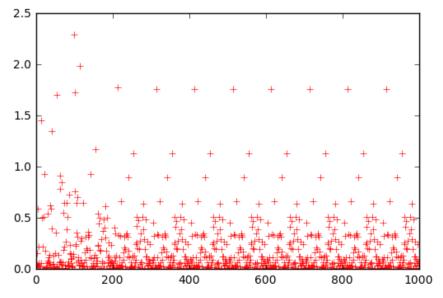
## 图形化显示损失值



plt.plot(loss\_list)



plt.plot(loss\_list, 'r+')





#### 随机梯度下降



在梯度下降法中,批量指的是用于在单次迭代中计算梯度的样本总数

假定批量是指整个数据集,数据集通常包含很大样本(数万甚至数千亿),此外,数据集通常包含多个特征。因此,一个批量可能相当巨大。如果是超大批量,则单次迭代就可能要花费很长时间进行计算

**随机梯度下降法**(SGD)每次迭代只使用一个样本(批量大小为 1),如果进行足够的迭代,SGD 也可以发挥作用。"随机"这一术语表示构成各个批量的一个样本都是随机选择的

小批量随机梯度下降法(小批量 SGD) 是介于全批量迭代与 SGD 之间的折衷方案。小批量通常包含 10-1000 个随机选择的样本。小批量 SGD 可以减少 SGD 中的杂乱样本数量,但仍然比全批量更高效