# denny的学习专栏



博客园 首页 新随笔 联系 管理 订阅 📶

随笔-115 文章-0 评论-190

### Caffe学习系列(8): solver优化方法

上文提到,到目前为止,caffe总共提供了六种优化方法:

- · Stochastic Gradient Descent (type: "SGD"),
- AdaDelta (type: "AdaDelta"),
- · Adaptive Gradient (type: "AdaGrad"),
- · Adam (type: "Adam"),
- · Nesterov's Accelerated Gradient (type: "Nesterov") and
- RMSprop (type: "RMSProp")

Solver就是用来使loss最小化的优化方法。对于一个数据集D,需要优化的目标函数是整个数据集中所有数据loss的

$$L(W) = rac{1}{|D|} \sum_{i}^{|D|} f_W\left(X^{(i)}
ight) + \lambda r(W)$$

其中, $f_W(x^{(i)})$ 计算的是数据 $x^{(i)}$ 上的loss,先将每个单独的样本x的loss求出来,然后求和,最后求均值。r(W)是正则 项 (weight\_decay), 为了减弱过拟合现象。

如果采用这种Loss 函数,迭代一次需要计算整个数据集,在数据集非常大的这情况下,这种方法的效率很低,这个 也是我们熟知的梯度下降采用的方法。

在实际中,通过将整个数据集分成几批(batches), 每一批就是一个mini-batch,其数量(batch\_size)为N<<|D|,此

$$L(W) pprox rac{1}{N} \sum_{i}^{N} f_{W}\left(X^{(i)}
ight) + \lambda r(W)$$

有了loss函数后,就可以迭代的求解loss和梯度来优化这个问题。在神经网络中,用forward pass来求解loss,用 backward pass来求解梯度。

在caffe中,默认采用的Stochastic Gradient Descent (SGD)进行优化求解。后面几种方法也是基于梯度的优化方 法(like SGD),因此本文只介绍一下SGD。其它的方法,有兴趣的同学,可以去看文献原文。

### 1, Stochastic gradient descent (SGD)

随机梯度下降(Stochastic gradient descent)是在梯度下降法(gradient descent)的基础上发展起来的,梯度下 降法也叫最速下降法,具体原理在网易公开课《机器学习》中,吴恩达教授已经讲解得非常详细。SGD在通过负梯 度abla L(W)和上一次的权重更新值 $V_t$ 的线性组合来更新W,迭代公式如下:

$$V_{t+1} = \mu V_t - \alpha \nabla L(W_t)$$

$$W_{t+1} = W_t + V_{t+1}$$

其中,lpha 是负梯度的学习率(base Ir), $\mu$  是上一次梯度值的权重(momentum),用来加权之前梯度方向对现

昵称:denny402 园龄:5年10个月 粉丝:74 关注:2 +加关注

<	2016年5月					
				四	五	六
24	25	26	27	28	29	30
1	2	3	4	5	6	7
8	9	10	11	12	13	14
15	16	17	18	19	20	21
22	23	24	25	26	27	28
29	30	31	1	2	3	4

# 一搜索

找找看

谷歌搜索

我的评论

我的参与

最新评论

我的标签 更多辩接

# **一**我的标签

python(26)

caffe(25)

opencv3(10)

matlab(9)

mvc(9)

MVC3(8) ajax(7)

geos(6)

opencv(6)

ml(5) 更多

caffe(26)

GDAL(2)

GEOS(6) matlab(11)

opencv(19)

Python(25)

2016年1月 (33)

2015年12月 (29)

2015年11月 (10)

2015年7月 (7) 2014年10月 (4) 在梯度下降方向的影响。这两个参数需要通过tuning来得到最好的结果,一般是根据经验设定的。如果你不知道如 何设定这些参数,可以参考相关的论文。

在深度学习中使用SGD,比较好的初始化参数的策略是把学习率设为0.01左右(base\_lr: 0.01),在训练的过程中, 如果loss开始出现稳定水平时,对学习率乘以一个常数因子(gamma),这样的过程重复多次。

对于momentum,一般取值在0.5--0.99之间。通常设为0.9, momentum可以让使用SGD的深度学习方法更加稳定以 及快速。

关于更多的momentum,请参看Hinton的《A Practical Guide to Training Restricted Boltzmann Machines》。

#### 实例:

```
base_lr: 0.01
lr_policy: "step"
gamma: 0.1
stepsize: 1000
max_iter: 3500
momentum: 0.9
```

lr\_policy设置为step,则学习率的变化规则为 base\_lr \* gamma ^ (floor(iter / stepsize))

即前1000次迭代,学习率为0.01;第1001-2000次迭代,学习率为0.001;第2001-3000次迭代,学习率为0.00001, 第3001-3500次迭代, 学习率为10<sup>-5</sup>

上面的设置只能作为一种指导,它们不能保证在任何情况下都能得到最佳的结果,有时候这种方法甚至不work。如 果学习的时候出现diverge(比如,你一开始就发现非常大或者NaN或者inf的loss值或者输出),此时你需要降低 base\_lr的值(比如,0.001),然后重新训练,这样的过程重复几次直到你找到可以work的base\_lr。

#### 2、AdaDelta

AdaDelta是一种"鲁棒的学习率方法",是基于梯度的优化方法(like SGD)。

### 具体的介绍文献:

M. Zeiler ADADELTA: AN ADAPTIVE LEARNING RATE METHOD. arXiv preprint, 2012.

### 示例:

### net: "examples/mnist/lenet\_train\_test.prototxt" test\_iter: 100 test interval: 500 base lr: 1.0 lr\_policy: "fixed" momentum: 0.95 weight\_decay: 0.0005 display: 100 max\_iter: 10000 snapshot: 5000 snapshot\_prefix: "examples/mnist/lenet\_adadelta" solver mode: GPU type: "AdaDelta" delta: 1e-6

从最后两行可看出,设置solver type为Adadelta时,需要设置delta的值。

### 3、AdaGrad

自适应梯度(adaptive gradient)是基于梯度的优化方法(like SGD)

### 具体的介绍文献:

Duchi, E. Hazan, and Y. Singer. Adaptive Subgradient Methods for Online Learning and Stochastic Optimization. The Journal of Machine Learning Research, 2011.

### 示例:

```
net: "examples/mnist_mnist_autoencoder.prototxt"
test_state: { stage: 'test-on-train' }
test_iter: 500
test_state: { stage: 'test-on-test' }
test_iter: 100
test_interval: 500
test compute loss: true
base_lr: 0.01
lr_policy: "fixed"
display: 100
```

2014年7月 (4)

2013年10月 (3)

2013年8月 (5)

2013年7月 (7)

2013年6月 (6) 2011年4月 (4)

2010年6月 (3)

## 一最新评论

1. Re:Caffe学习系列(23):如何将别人训练 好的model用到自己的数据上

您好,看到您的教程学到很多,我没用digs t,直接用的命令操作,但是由于电脑原 因,我在做图片的Imdb的时候吧图片设置成 125~125的,然后运行的时候就出现了错误 错误内容是: Check failed.....

--weichang88688

2. Re:Caffe学习系列(4):激活层(Activiati on Layers)及参数

给博主赞一个,对入门小白帮助真大!另外 可以请问下你,为什么sigmoid层是另建一 层,然后将自己输出,relu则本地操作不添 加新的层,而后面的TanH,absolute value, power等都是.....

-- MaiYatang

3. Re:Caffe学习系列(13):数据可视化环境 (pvthon接口)配置

在哪个路径下Make Clear 呢? Caffe的编译 会被清除么?

-- Tony Faith

4. Re:Caffe学习系列(13):数据可视化环境 (pvthon接口)配置

@TonyFaith清除以前的编译可以make clea r,再重新编译就可以了。缺少python.h我 不知道是什么原因...

--denny402

5. Re:Caffe学习系列(17):模型各层数据和 参数可视化

@weichang88688卷积层的输出数据就是ne t.blobs['conv1'].data[0],用一个变量保存起 来就可以了c1=net.blobs['conv1'].data[0]...

--denny402

## 三 阅读排行榜

1. SqlDataReader的关闭问题(9287)

2. 索引超出范围。必须为非负值并小于集合 大小。(4655)

3. Caffe学习系列(1): 安装配置ubuntu14.0 4+cuda7 5+caffe+cudnn(3166)

4. Caffe学习系列(12): 训练和测试自己的 图片(2919)

5. Caffe学习系列(2):数据层及参数(2492)

## ➡ 评论排行榜

- 1. Caffe学习系列(12): 训练和测试自己的 图片(38)
- 2. SqlDataReader的关闭问题(22)
- 3. caffe windows 学习第一步:编译和安装 ( vs2012+win 64)(15)
- 4. Caffe学习系列(23):如何将别人训练好 的model用到自己的数据上(15)
- 5. Caffe学习系列(3): 视觉层 (Vision Laye rs)及参数(11)

## • 推荐排行榜

- 1. SqlDataReader的关闭问题(5)
- 2. Caffe学习系列(12): 训练和测试自己的
- 3. Caffe学习系列(11): 图像数据转换成db (leveldb/lmdb)文件(2)

5. MVC3学习:利用mvc3+ajax结合MVCPa

ger实现分页(2)

```
2016/5/11
max_iter: 65000
 weight_decay: 0.0005
 snapshot: 10000
 snapshot_prefix: "examples/mnist/mnist_autoencoder_adagrad_train"
 # solver mode: CPU or GPU
 solver_mode: GPU
  type: "AdaGrad"
```

### 4、Adam

是一种基于梯度的优化方法(like SGD)。

### 具体的介绍文献:

D. Kingma, J. Ba. Adam: A Method for Stochastic Optimization. International Conference for Learning Representations, 2015.

### 5、NAG

Nesterov 的加速梯度法(Nesterov's accelerated gradient)作为凸优化中最理想的方法,其收敛速度非常快。

### 具体的介绍文献:

I. Sutskever, J. Martens, G. Dahl, and G. Hinton. On the Importance of Initialization and Momentum in Deep Learning. Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning, 2013.

### 示例:

```
net: "examples/mnist_mnist_autoencoder.prototxt"
test_state: { stage: 'test-on-train' }
test_iter: 500
test_state: { stage: 'test-on-test' }
test iter: 100
test_interval: 500
test_compute_loss: true
base_lr: 0.01
lr_policy: "step"
gamma: 0.1
stepsize: 10000
display: 100
max_iter: 65000
weight_decay: 0.0005
snapshot: 10000
snapshot_prefix: "examples/mnist/mnist_autoencoder_nesterov_train"
momentum: 0.95
# solver mode: CPU or GPU
solver_mode: GPU
type: "Nesterov"
```

### 6、RMSprop

RMSprop是Tieleman在一次 Coursera课程演讲中提出来的,也是一种基于梯度的优化方法(like SGD)

### 具体的介绍文献:

T. Tieleman, and G. Hinton. RMSProp: Divide the gradient by a running average of its recent magnitude. COURSERA: Neural Networks for Machine Learning. Technical report, 2012.

### 示例:

```
net: "examples/mnist/lenet_train_test.prototxt"
test_iter: 100
test_interval: 500
base_lr: 1.0
lr_policy: "fixed"
momentum: 0.95
weight_decay: 0.0005
display: 100
max_iter: 10000
snapshot: 5000
snapshot_prefix: "examples/mnist/lenet_adadelta"
solver_mode: GPU
type: "RMSProp"
rms_decay: 0.98
```

最后两行,需要设置rms\_decay值。

分类: <u>caffe</u>













denny402

+加关注

負推荐



(请您对文章做出评价)

«上一篇: Caffe学习系列(7): solver及其配置

» 下一篇: Caffe学习系列(9): 运行caffe自带的两个简单例子

posted @ 2015-12-24 20:25 denny402 阅读(1711) 评论(0) 编辑 收藏

刷新评论 刷新页面 返回顶部

🤜 注册用户登录后才能发表评论,请 登录 或 注册, 访问网站首页。

### 最新IT新闻:

- · Mac笔记本电脑出货量大幅跳水 相比去年跌40%
- Slack开放第三方服务使用登入授权机制"Sign in with Slack"
- · 迪士尼财报低于预期,Disney Infinity 电玩产品线断头
- · 高晓松: 我现在是wannabe企业家 未来要做真的企业家
- 八成摄像头存安全隐患 家庭生活或被网上直播
- » 更多新闻...

### 最新知识库文章:

- 架构漫谈(九):理清技术、业务和架构的关系
- 架构漫谈(八):从架构的角度看如何写好代码
- 架构漫谈(七):不要空设架构师这个职位,给他实权
- 架构漫谈(六):软件架构到底是要解决什么问题?
- 架构漫谈(五):什么是软件
- » 更多知识库文章...

Copyright ©2016 denny402