登录 | 注册

# may0324的博客







windows下安装numpy,sc (4284) Tensorflow 离线安装跳坑 (4259) ROS下使用intel Realsen (3158)



目录(?) [+]

最近又转战CNN模型压缩了。。。(我真是一年换N个坑的节奏),阅读了HanSong的15年16年几篇比较有名的论文,启发很大,这篇主要讲一下Deep Compression那篇论文,因为需要修改caffe源码,但网上没有人po过,这里做个第一个吃螃蟹的人,记录一下对这篇论文的理解和源码修改过程,方便日后追本溯源,同时如果有什么纰漏也欢迎指正,互相交流学习。

这里就从Why-How-What三方面来讲讲这篇文章。

# Why

首先讲讲为什么CNN模型压缩刻不容缓,我们可以看看这些有名的caffe模型大小:

- 1. LeNet-5 1.7MB
- 2. AlexNet 240MB
- 3. VGG-16 552MB

LeNet-5是一个简单的手写数字识别网络,AlexNet和VGG-16则用于图像分类,刷新了ImageNet竞赛的成绩,但是就其模型尺寸来说,根本无法移植到手机端App或嵌入式芯片当中,就算是想通过网络传输,较高的带宽占用率也让很多用户望尘莫及。另一方面,大尺寸的模型也对设备功耗和运行速度带来了巨大的挑战。随着深度学习的不断普及和caffe,tensorflow,torch等框架的成熟,促使越来越多的学者不用过多地去花费时间在代码开发上,而是可以毫无顾及地不断设计加深网络,不断扩充数据,不断刷新模型精度和尺寸,但这样的模型距离实用却仍是望其项

在这样的情形下,模型压缩则成为了亟待解决的问题,其实早期也有学者提出了一些压缩方法,比如weight prune(权值修剪),权值矩阵SVD分解等,但压缩率也只是冰山一角,远不能令人满意。今年standford的HanSong的 ICLR的一篇论文Deep Compression: Compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and Huffman coding一经提出,就引起了巨大轰动,在这篇论文工作中,他们采用了3步,在不损失(甚至有提升)原始模型精度的基础上,将VGG和Alexnet等模型压缩到了原来的35~49倍,使得原本上百兆的模型压缩到不到10M,令深度学习模型在移动端等的实用成为可能。

#### How

Deep Compression 的实现主要有三步,如下图所示:

2017年04月26日 16:11

ubuntu 下安装intel realse(3082)
caffe python接口配置总约(2108)
Deep Compression阅读到(2036)
R-CNN阅读笔记(1053)
caffe binaryproto 与 npy和(947)
windows下编译dlib(696)
win7下安装ubuntu14.04》(507)

#### 评论排行

Deep Compression阅读3 (28)ubuntu 下安装intel realse (10)ROS下使用intel Realsen (8)(1) windows下安装numpy,sc (1) Semi-Automatic 3D Anno c++ objective c 混合编程 (1) Tensorflow 离线安装跳坑 (1) MAC 下安装MATLAB201 (0)vim 缩进设置 (0)xcode 打包ipa (0)

#### 推荐文章

- \* 探索通用可编程数据平面
- \* 这是一份很有诚意的 Protocol Buffer 语法详解
- \* CSDN日报20170420 ——《开 发和产品之间的恩怨从何来?》
- \* Android图片加载框架最全解析 ——从源码的角度理解Glide的执 行流程
- \* 如果两个程序员差不多,选写作能力更好的那个
- \* 从构造函数看线程安全

# 最新评论

Deep Compression阅读理解及C qq\_15612283: 博主有试过int8 deeplearning 在caffe上面的实现

Deep Compression阅读理解及C Mitxjmt: I0413 19:25:33.969043 22827 solver.cpp:337] Iterat...

ubuntu 下安裝intel realsense驱<sup>並</sup> Reezea: 另外下载的文件里面没 有这个啊./scripts/patchuvcvideo-4.4.sh v4.4...

ubuntu 下安装intel realsense驱录 Reezea: 请教博主, ubuntu系统 openni能读取r200的深度及彩色 图像吗

Deep Compression阅读理解及C \_顺其\_自然: 博主,您好,非常感谢您的博客,请问一下 kmeans的实现代码是要放在哪个文件里或者是添加在哪个代码

Deep Compression阅读理解及C qq676506196: 博主实现后,能 达到论文的效果吗?

ROS下使用intel Realsense摄像。qq\_19764933: 你好,我遇到了和上面同学一样的问题。主要是realsense\_camera\_nodelet.cpp 这…

ROS下使用intel Realsense摄像: qq\_19764933: 你好。我碰到了 和前面几个人一样的问题。我觉 得是不是.launch这个文件写的不 对。所以我想要请教一下...

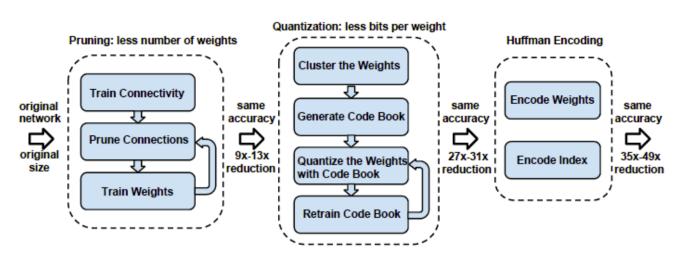


Figure 1: The three stage compression pipeline: pruning, quantization and Huffman coding. Pruning reduces the number of weights by  $10\times$ , while quantization further improves the compression rate: between  $27\times$  and  $31\times$ . Huffman coding gives more compression: between  $35\times$  and  $49\times$ . The compression rate already included the meta-data for sparse representation. The compression scheme doesn't incur any accuracy loss.

包括Pruning(权值修剪), Quantization(权值共享和量化), Huffman Coding(Huffman编码)。

#### 1.Prunning

step1. 正常训练模型得到网络权值;

step2. 将所有低于一定阈值的权值设为0;

step3. 重新训练网络中剩下的非零权值。

经过权值修剪后的稀疏网络,就可以用一种紧凑的存储方式CSC或CSR(compressed sparse column or compressed sparse row)来表示。这里举个栗子来解释下什么是CSR

假设有一个原始稀疏矩阵A

CSR可以将原始矩阵表达为三部分,即AA,JA,IC

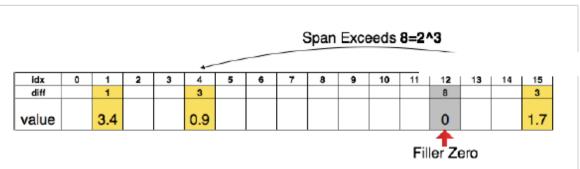
|   |  | 1.0    | _ | _ | <br> | 4.0 | 1.0 | 1.0 | 4.0 | 2.5 | 0.5 | 4.0 |
|---|--|--------|---|---|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| _ |  | 4<br>2 |   |   |      | 3   | 5   | 3   | 4   | 1   | 4   | 5   |

其中,AA是矩阵A中所有非零元素,长度为a,即非零元素个数;

JA是矩阵A中每行第一个非零元素在AA中的位置,最后一个元素是非零元素数加1,长度为n+1, n是矩阵A的行数;IC是AA中每个元素对应的列号,长度为a。

所以将一个稀疏矩阵转为CSR表示,需要的空间为2\*a+n+1个,同理CSC也是类似。

可以看出,为了达到压缩原始模型的目的,不仅需要在保持模型精度的同时,prune掉尽可能多的权值,也需要减少存储元素位置index所带来的额外存储开销,故论文中采用了存储index difference而非绝对index来进一步压缩模型,如下图所示:



其中,第一个非零元素的存储的是他的绝对位置,后面的元素依次存储的是与前一个非零元素的索引差值。在论文中,采用固定bit来存储这一差值,以图中表述为例,如果采用3bit,则最大能表述的差值为8,当一个非零元素距其前一个非零元素位置超过8,则将该元素值置零。(这一点其实也很好理解,如果两个非零元素位置差很多,也即中间有很多零元素,那么将这一元素置零,对最终的结果影响也不会很大)

做完权值修剪这一步后,AlexNet和VGG-16模型分别压缩了9倍和13倍,表明模型中存在着较大的冗余。

Tensorflow 离线安装跳坑总结 howard\_90: 好用。

ROS下使用intel Realsense摄像: hjccdd: 你好,我catkin\_make的 时候出现 #include找不到,请问 可能是什么问题

# 2.Weight Shared & Quantization

为了进一步压缩网络,考虑让若干个权值共享同一个权值,这一需要存储的数据量也大大减少。在论文中,采用 kmeans算法来将权值进行聚类,在每一个类中,所有的权值共享该类的聚类质心,因此最终存储的结果就是一个码 书和索引表。

# 1.对权值聚类

论文中采用kmeans聚类算法,通过优化所有类内元素到聚类中心的差距(within-cluster sum of squares )来确定 最终的聚类结果:

$$\underset{C}{\operatorname{arg\,min}} \sum_{i=1}^{k} \sum_{w \in c_i} |w - c_i|^2$$

式中,W={w1,w2,...wn}是n个原始权值,C={c1,c2,...ck}是k个聚类。

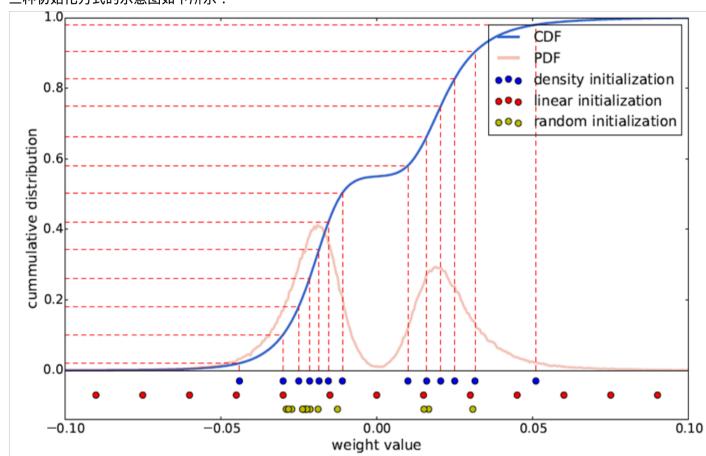
需要注意的是聚类是在网络训练完毕后做的,因此聚类结果能够最大程度地接近原始网络权值分布。

2. 聚类中心初始化

常用的初始化方式包括3种:

- a) 随机初始化。即从原始数据种随机产生k个观察值作为聚类中心。
- b) 密度分布初始化。现将累计概率密度CDF的y值分布线性划分,然后根据每个划分点的y值找到与CDF曲线的交点,再找到该交点对应的x轴坐标,将其作为初始聚类中心。
- c) 线性初始化。将原始数据的最小值到最大值之间的线性划分作为初始聚类中心。

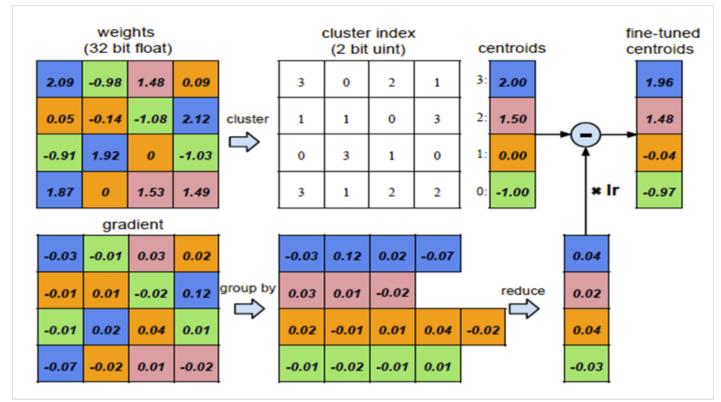
#### 三种初始化方式的示意图如下所示:



由于大权值比小权值更重要(参加HanSong15年论文),而线性初始化方式则能更好地保留大权值中心,因此文中采用这一方式,后面的实验结果也验证了这个结论。

# 3. 前向反馈和后项传播

前向时需要将每个权值用其对应的聚类中心代替,后向计算每个类内的权值梯度,然后将其梯度和反传,用来更新聚类中心,如图:



共享权值后,就可以用一个码书和对应的index来表征。假设原始权值用32bit浮点型表示,量化区间为256,即 8bit,共有n个权值,量化后需要存储n个8bit索引和256个聚类中心值,则可以计算出压缩率compression ratio:  $r = 32*n / (8*n + 256*32) \approx 4$ 

可以看出,如果采用8bit编码,则至少能达到4倍压缩率。

#### 3.Huffman Coding

Huffman 编码是最后一步,主要用于解决编码长短不一带来的冗余问题。因为在论文中,作者针对卷积层统一采用 8bit编码,而全连接层采用5bit,所以采用这种熵编码能够更好地使编码bit均衡,减少冗余。

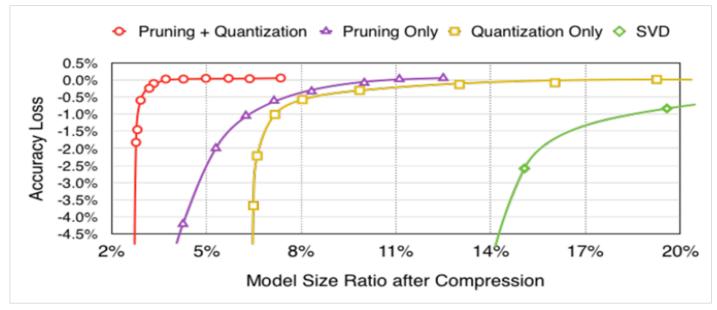
#### 4.Evaluation

实验结果就是能在保持精度不变(甚至提高)的前提下,将模型压缩到前所未有的小。直接上图有用数据说话。

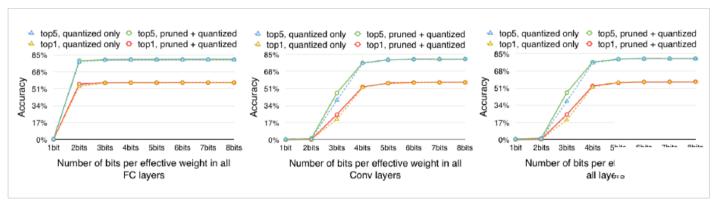
| Network                  | Top-1 Error | Top-5 Error | Parameters | Compress<br>Rate |
|--------------------------|-------------|-------------|------------|------------------|
| LeNet-300-100 Ref        | 1.64%       | -           | 1070 KB    |                  |
| LeNet-300-100 Compressed | 1.58%       | -           | 27 KB      | $40 \times$      |
| LeNet-5 Ref              | 0.80%       | -           | 1720 KB    |                  |
| LeNet-5 Compressed       | 0.74%       | -           | 44 KB      | $39 \times$      |
| AlexNet Ref              | 42.78%      | 19.73%      | 240 MB     |                  |
| AlexNet Compressed       | 42.78%      | 19.70%      | 6.9 MB     | $35 \times$      |
| VGG-16 Ref               | 31.50%      | 11.32%      | 552 MB     |                  |
| VGG-16 Compressed        | 31.17%      | 10.91%      | 11.3 MB    | $49\times$       |

| Network                                 | Top-1 Error | Top-5 Error | Parameters | Compress<br>Rate |
|---|-------------|-------------|------------|------------------|
| Baseline Caffemodel (BVLC)              | 42.78%      | 19.73%      | 240MB      | $1 \times$       |
| Fastfood-32-AD (Yang et al., 2014)      | 41.93%      | -           | 131MB      | $2 \times$       |
| Fastfood-16-AD (Yang et al., 2014)      | 42.90%      | -           | 64MB       | $3.7 \times$     |
| Collins & Kohli (Collins & Kohli, 2014) | 44.40%      | -           | 61MB       | $4 \times$       |
| SVD (Denton et al., 2014)               | 44.02%      | 20.56%      | 47.6MB     | $5 \times$       |
| Pruning (Han et al., 2015)              | 42.77%      | 19.67%      | 27MB       | $9 \times$       |
| Pruning+Quantization                    | 42.78%      | 19.70%      | 8.9MB      | $27 \times$      |
| Pruning+Quantization+Huffman            | 42.78%      | 19.70%      | 6.9MB      | $35 \times$      |

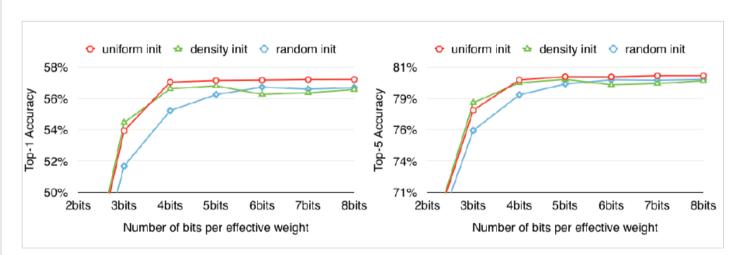
5.Discussion



不同模型压缩比和精度的对比,验证了pruning和quantization一块做效果最好。



不同压缩bit对精度的影响,同时表明conv层比fc层更敏感,因此需要更多的bit表示。



不同初始化方式对精度的影响,线性初始化效果最好。

| #CONV bits / #FC bits              | Top-1 Error      | Top-5 Error      | Top-1 Error<br>Increase  | Top-5 Error<br>Increase |
|------------------------------------|------------------|------------------|--------------------------|-------------------------|
| 32bits / 32bits<br>8 bits / 5 bits | 42.78%<br>42.78% | 19.73%<br>19.70% | 0.00%                    | -0.03%                  |
| 8 bits / 4 bits                    | 42.79%           | 19.73%           | $-\frac{0.00\%}{0.01\%}$ | 0.00%                   |
| 4 bits / 2 bits                    | 44.77%           | 22.33%           | 1.99%                    | 2.60%                   |

卷积层采用8bit,全连接层采用5bit效果最好。

# What

此部分讲一讲修改caffe源码的过程。其实只要读懂了文章原理,修改起来很容易。

对pruning过程来说,可以定义一个mask来"屏蔽"修剪掉的权值,对于quantization过程来说,需定义一个indice来存储索引号,以及一个centroid结构来存放聚类中心。

在include/caffe/layer.hpp中为Layer类添加以下成员变量:

```
vector<int> masks_;
vector<int> indices_;
vector<Dtype> centroids_;
```

#### 以及成员函数:

# virtual void ComputeBlobMask(float ratio) {}

由于只对卷积层和全连接层做压缩,因此,只需修改这两个层的对应函数即可。

在include/caffe/layers/base\_conv\_layer.hpp添加成员函数

virtual void ComputeBlobMask(float ratio) {}

这两处定义的函数都是基类的虚函数,不需要具体实现。

在include/caffe/layers/conv\_layer.hpp中添加成员函数声明:

virtual void ComputeBlobMask(float ratio);

在src/caffe/layers/conv\_layer.cpp 添加该函数的声明,用于初始化mask和对权值进行聚类。

类似的,在include/caffe/layers/inner\_product\_layer.hpp也添加该函数声明。

```
id ConvolutionLayer<Dtype>::ComputeBlobMask(float ratio)
 int count = this->blobs_[0]->count();
this->masks_.resize(count);
     nis->indices_.resize(count);
nis->centroids_.resize(CONV_QUNUM);
//calculate min max value of weight
const Dtype* weight = this->blobs_[0]->cpu_data();
Dtype min_weight = weight[0];
vector<Dtype> sort_weight(count);
for (int i = 0; i < count; ++i)
    sort_weight[i] = fabs(weight[i]);
sort(sort_weight.begin(), sort_weight.end());
 max_weight = sort_weight[count - 1];
 //cout << sort_weight[0] << " " << sort_weight[count - 1] << end];
int index = int(count*ratio); //int(count*(1- max_weight));
btype th:
btype* muweight = this->blobs_[0]->mutable_cpu_data();
float rat = 0;
if(index > 0){
    thr= sort_weight[index-1];
LOG(INFO) << "CONV THR: " <<thr << " " <<ratio <<end];
   this->masks_[i] = ((weight[i] >= thr || weight[i] < -thr) ? 1 : 0);

this->masks_[i] = (weight[i] > thr ? 1 : 0);//(weight[i]=-0 ? 0 :1);//(weight[i] > thr ? 1 : 0);
          //this->masks_[i] = (weight[i] > thr ?
muweight[i] *= this->masks_[i];
//this->dmasks_[i] = this->masks_[i];
rat += (1-this->masks_[i]);
this->masks_[i] = (weight[i]==0 ? 0 :1); //keep unchanged
rat += (1-this->masks_[i]) ;
}
  }
LOG(INFO) << "sparsity: "<< rat/count <<end1;
min_weight = sort_weight[index];
int rCentroid = conv_QuNum;
kmeans_cluster(this->indices_, this->centroids_, muweight, count, this->masks_,/* max_weight, min_weight,*/ nCentroid, 1000);
```

同时,修改前向和后向函数。

在前向函数中,需要将权值用其聚类中心表示,红框部分为添加部分:

```
if (this->masks_[i])
muweight[i] = this->centroids_[this->indices_[i]];
const Dtype* weight = this->blobs_[0]->cpu_data();
for (int i = 0; i < bottom.size(); ++i) {
   const Dtype* bottom_data = bottom[i]->cpu_data();
   Dtype* top_data = top[i]->mutable_cpu_data();
   for (int n = 0; n < this->num:; ++n) {
      this->forward_cpu_gemm(bottom_data + n * this->bottom_dim_, weight, top_data + n * this->top_dim_);
   if (this->bias_term_) {
      const Dtype* bias = this->blobs_[1]->cpu_data();
      this->forward_cpu_bias(top_data + n * this->top_dim_, bias);
   }
}
```

在后向函数中,需要添加两部分,一是对mask为0,即屏蔽掉的权值不再进行更新,即将其weight\_diff设为0,另一 个则是统计每一类内的梯度差值均值,并将其反传回去,红框内为添加部分。

```
}
btype* weight_diff = this->blobs_[0]->mutable_cpu_diff();
for (int j = 0; j < count; ++j)
    weight_diff[j] *= this->masks_[j];
vector<otype> tmpDiff(conv_QUNUM);
vector<int> freq(conv_QUNUM);
for (int j = 0; j < count; ++j)
}</pre>
                tmpDiff[this->indices_[j]] += weight_diff[j];
freq[this->indices_[j]]++;
                                                                                                                                                                                                            关闭
              if (this->masks_[j])
  weight_diff[j] = tmpDiff[this->indices_[j]] / freq[this->indices_[j]];
               gradient w.r.t. bottom data, if necessary.
(propagate_down[i]) {
   his->backward_cpu_gemm(top_diff + n * this->top_dim_, weight,
   bottom_diff + n * this->bottom_dim_);
```

kmeans的实现如下,当然也可以用Opencv自带的,速度会更快些。

- template<typename Dtype>
- void kmeans\_cluster(vector<int> &cLabel, vector<Dtype> &cCentro, Dtype \*cWeights, int nWeights, vect 2
- 3

4

//find min max

```
Dtype maxWeight=numeric_limits<Dtype>::min(), minWeight=numeric_limits<Dtype>::max();
 5
       for(int k = 0; k < nWeights; ++k)</pre>
 6
 7
 8
         if(mask[k])
 9
10
            if(cWeights[k] > maxWeight)
11
              maxWeight = cWeights[k];
            if(cWeights[k] < minWeight)</pre>
12
13
              minWeight = cWeights[k];
14
         }
15
       }
16
       // generate initial centroids linearly
17
       for (int k = 0; k < nCluster; k++)
18
         cCentro[k] = minWeight + (maxWeight - minWeight)*k / (nCluster - 1);
19
20
       //initialize all label to -1
21
       for (int k = 0; k < nWeights; ++k)
         cLabel[k] = -1;
22
23
24
       const Dtype float_max = numeric_limits<Dtype>::max();
25
       // initialize
26
       Dtype *cDistance = new Dtype[nWeights];
27
       int *cClusterSize = new int[nCluster];
28
29
       Dtype *pCentroPos = new Dtype[nCluster];
30
       int *pClusterSize = new int[nCluster];
31
       memset(pClusterSize, 0, sizeof(int)*nCluster);
       memset(pCentroPos, 0, sizeof(Dtype)*nCluster);
32
       Dtype *ptrC = new Dtype[nCluster];
33
34
       int *ptrS = new int[nCluster];
35
36
       int iter = 0;
37
       //Dtype\ tk1 = 0.f,\ tk2 = 0.f,\ tk3 = 0.f;
38
       double mCurDistance = 0.0;
       double mPreDistance = numeric_limits<double>::max();
39
40
41
       // clustering
42
       while (iter < max_iter)</pre>
43
44
         // check convergence
45
         if (fabs(mPreDistance - mCurDistance) / mPreDistance < 0.01) break;
46
         mPreDistance = mCurDistance;
47
         mCurDistance = 0.0;
48
49
         // select nearest cluster
50
51
         for (int n = 0; n < nWeights; n++)
52
         {
53
            if (!mask[n])
              continue;
54
            Dtype distance;
55
            Dtype mindistance = float_max;
56
57
            int clostCluster = -1;
58
            for (int k = 0; k < nCluster; k++)
59
              distance = fabs(cWeights[n] - cCentro[k]);
60
61
              if (distance < mindistance)</pre>
62
                 mindistance = distance;
63
                                                                                                                关闭
                 clostCluster = k;
64
65
              }
66
            }
            cDistance[n] = mindistance;
67
            cLabel[n] = clostCluster;
68
69
         }
70
71
72
         // calc new distance/inertia
73
74
         for (int n = 0; n < nWeights; n++)
75
         {
```

```
76
             if (mask[n])
 77
                mCurDistance = mCurDistance + cDistance[n];
 78
          }
 79
 80
 81
        // generate new centroids
 82
        // accumulation(private)
 83
 84
           for (int k = 0; k < nCluster; k++)
 85
          {
 86
             ptrC[k] = 0.f;
 87
             ptrS[k] = 0;
 88
          }
 89
 90
           for (int n = 0; n < nWeights; n++)
 91
 92
             if (mask[n])
 93
 94
               ptrC[cLabel[n]] += cWeights[n];
 95
               ptrS[cLabel[n]] += 1;
 96
            }
 97
          }
 98
 99
           for (int k = 0; k < nCluster; k++)
100
             pCentroPos[ k] = ptrC[k];
101
             pClusterSize[k] = ptrS[k];
102
103
          }
104
105
           //reduction(global)
           for (int k = 0; k < nCluster; k++)
106
107
          {
108
             cCentro[k] = pCentroPos[k];
109
             cClusterSize[k] = pClusterSize[k];
110
111
112
             cCentro[k] /= cClusterSize[k];
113
          }
114
115
116
        // cout << "Iteration: " << iter << " Distance: " << mCurDistance << endl;
117
118
           //gather centroids
119
           //#pragma omp parallel for
120
           //for(int n=0; n<nNode; n++)</pre>
121
           // cNodes[n] = cCentro[cLabel[n]];
122
           delete[] cDistance;
123
           delete[] cClusterSize;
124
125
           delete[] pClusterSize;
           delete[] pCentroPos;
126
127
           delete[] ptrC;
128
           delete[] ptrS;
129 }
```

全连接层的修改和卷积层的一致不再赘述。同样的,可以把对应的.cu文件中的gpu前向和后向函数实现也修改了方便gpu训练。

最后,在src/caffe/net.cpp的CopyTrainedLayersFrom(const NetParame

即在读入已经训练好的模型权值时,对每一层做需要的权值mask初始化和权值聚类。

layers\_[target\_layer\_id]->ComputeBlobMask(ratio);

至此代码修改完毕,编译运行即可。

# Reference

- [1] SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5MB model size
- [2] Deep Compression: Compressing deep neural networks with pruning, trained quantization and Huffman coding
- [3] Learning both Weights and Connections for Efficient Neural Networks

[4] Efficient Inference Engine on Compressed Deep Neural Network

# 总结:

最后再提一句,几乎所有的模型压缩文章都是从Alexnet和VGG下手,一是因为他们都采用了多层较大的全连接层,而全连接层的权值甚至占到了总参数的90%以上,所以即便只对全连接层进行"开刀",压缩效果也是显著的。另一方面,这些论文提出的结果在现在看来并不是state of art的,存在可提升的空间,而且在NIN的文章中表明,全连接层容易引起过拟合,去掉全连接层反而有助于精度提升,所以这么看来压缩模型其实是个不吃力又讨好的活,获得的好处显然是双倍的。但运用到特定的网络中,还需要不断反复试验,因地制宜,寻找适合该网络的压缩方式。

# **顶** 踯

上一篇 caffe binaryproto 与 npy相互转换

下一篇 Tensorflow 离线安装跳坑总结

#### 我的同类文章

# 深度学习(4)

- Tensorflow 离线安装跳坑总结 2016-12-01 阅读 4252 caffe binaryproto 与 npy相... 2016-08-25 阅读 947
- caffe python接口配置总结 2016-08-25 阅读 2107 R-CNN阅读笔记 2016-05-03 阅读 1052

# 猜你在找

数据结构与算法在实战项目中的应用 使用决策树算法对测试数据进行分类实战 使用决策树算法对测试数据进行分类实战 Android核心技术——Android数据存储 Android中的数据存储 caffe源码修改抽取任意一张图片的特征
caffe源码修改抽取任意一张图片的特征
深度神经网络压缩Deep Compression ICLR2016
deep learning for image compression
Compression Deep Neural Networks With



#### 查看评论

16楼 qq\_15612283 5天前 15:54发表



博主有试过int8 deeplearning 在caffe上面的实现吗

# 15楼 Mitxjmt 2017-04-13 19:43发表



10413 19:25:33.969043 22827 solver.cpp:337] Iteration 0, Testing net (#0)

\*\*\* Aborted at 1492082733 (unix time) try "date -d @1492082733" if you are using GNU date \*\*\*  $^{***}$ 

PC: @ 0xb76b9fe8 caffe::ConvolutionLayer<>::Forward\_cpu()

- \*\*\* SIGSEGV (@0x0) received by PID 22827 (TID 0xb5b2e700) from PID 0; stack trace: \*\*\*  $\,$
- @ 0xb777b40c (unknown)
- @ 0xb76b9fe8 caffe::ConvolutionLayer<>::Forward\_cpu()
- @ 0xb75591d4 caffe::Net<>::ForwardFromTo()
- @ 0xb75593dd caffe::Net<>::Forward()
- @ 0xb75e6195 caffe::Solver<>::Test()
- @ 0xb75e6b87 caffe::Solver<>::TestAll()
- @ 0xb75e6c69 caffe::Solver<>::Step()

- @ 0xb75e76c5 caffe::Solver<>::Solve()
- @ 0x804ee0d train()
- @ 0x804c690 main
- @ 0xb7112a83 (unknown)
- @ 0x804cfa3 (unknown)

Segmentation fault (core dumped)

博主你好!按照你的思路修改代码运行./examples/mnist/train\_lenet.sh出现这样错误,不知道这是什么回事?请博主能不吝赐教,谢谢了!

14楼 \_顺其\_自然 2017-03-28 20:19发表



博主,您好,非常感谢您的博客,请问一下kmeans的实现代码是要放在哪个文件里或者是添加在哪个代码里?还是博主给出该 代码仅是为了读者明白其原理,不需要再在caffe源码里进行修改了,谢谢

13楼 qq676506196 2017-03-27 15:58发表



博主实现后,能达到论文的效果吗?

12楼 Rill 2017-03-08 09:26发表



求助一下,修改conv\_layer.cpp/conv\_layer.cu后,使用CPU/GPU进行训练时(先用CPU模式,后来尝试用GPU模式,都有错误),一旦调用forward\_cpu/forward\_gpu就会报错。尝试了各种方法后,我把muweight[i] = this->centroids\_[this->indices\_[i]] 注释掉就能正常运行,backward\_cpu/backward\_gpu()也有类似情况,请问你有遇到过这种情况么?

Re: Rill 2017-03-08 09:30发表



回复rill\_zhen:尝试过下面评论中的方法,但没有效果。

11楼 cpchung 2017-03-02 22:21发表



哪位善长仁翁愿意分享一下这个修改好的代码在github呢?

我一直很好奇,这个代码或者算法是不是有些很神秘的地方,或者什么潜规则,原作song han也不愿意分享这个代码?

Re: cpchung 2017-03-03 16:02发表



回复u013478129:哪位善长仁翁愿意分享一下这个修改好的代码在github呢?

我一直很好奇,这个代码或者算法是不是有些很神秘的地方,或者什么潜规则,原作song han也不愿意分享这个代码?

37303 9 065 at qq.com

10楼 \_顺其\_自然 2017-02-21 22:00发表



博主,你好,请问一下Deep Compression的具体运行步骤是什么,ReadMe里面的内容没有看懂

9楼 kdplus 2017-02-07 17:33发表



点赞!博主你好,我想问一下实际上这么做之后加速比能达到多少?有做过比较么QVQ谢谢!

8楼 无眠栀 2017-02-06 12:07发表



回复K\_Five:这两个过程是分开的,我在实际训练时,也是先做一遍剪枝,再在finetune的基础上再做聚类。代码写到一块并没有影响,实际中可以用宏来开关某一个功能

Re: Bxiaoboai 2017-02-09 10:32发表



回复may0324:我的意思是,上面的code似乎没有更新聚类中心吧,每次前传都赋值的是原始的聚类中心。 另外,我的理解聚类不需要每次迭代都做,读入初始值后做一次,迭代时调整就可以了。

7楼 K\_Five 2017-02-06 11:33发表



楼主有没有看过韩松的2015年关于如何剪枝的方法?他的阈值是不是如你所一…———

关闭

Re: 无眠栀 2017-02-06 12:08发表



回复K\_Five:有看过,但是具体算法没有给出,只提到了迭代更新,阈值这块我目前还是通过迭代实验进行的

6楼 Bxiaoboai 2017-01-26 14:29发表



Quantization code中,每次前传都将聚类中心赋值给weights,但训练中未更新聚类中心,这个有问题吧? 应该是聚类后直接赋值给weights,后续训练就用diff均值更新weights就可以了。

Re: 无眠栀 2017-02-06 12:05发表

回复Bxiaoboai:反向传播更新的就是聚类中心的值,因为每个权值都用其聚类中心表示,计算的梯度就是每个聚类

http://blog.csdn.net/may0324/article/details/52935869



#### 中心内的梯度均值,最后也是用的这个diff来更新的聚类中心

5楼 qiyouhuang 2016-12-25 13:22发表



CONV\_CUNUM没有定义

Re: 无眠栀 2017-02-06 11:59发表



回复qiyouhuang:这个论文中有提,卷积层是256个,全连接层是32个

4楼 tim110629 2016-12-21 17:03发表



Hi 博主,

最近我也在学习深度学习网络压缩,可否可以分享一下你修改的代码?

3楼 fangfangcome 2016-12-21 10:01发表



weigiths剪枝那边,要绝对值比较

Re: 无眠栀 2017-02-06 12:09发表



回复fangfangcome:是用的绝对值

Re: Rill 2017-03-16 11:42发表



回复may0324:你的绝对值,只是拿来排序的,不是用来比较的。你是直接按ratio剪掉的。而且,mask在后面train过程中没有迭代更新(即使后面train完成后,绝对值很小的weights也不会被剪掉)。

Re: Rill 2017-03-16 11:55发表



回复rill\_zhen:不过还是很感谢,学到很多。

2楼 aloha89 2016-12-07 22:32发表



求助一下,修改conv\_layer.cu后,使用GPU进行训练时,一旦调用backward\_gpu就会报错。尝试了各种方法后,我把weight\_diff[j] \*= this->mask\_[j]注释掉就能正常运行,请问你有遇到过这种情况么?

我尝试把weight\_diff[j]打印出来,发现仅仅是打印weight\_diff[j]也会报错,但weight\_diff作为指针本身可以打印。

Re: 无眠栀 2016-12-12 15:39发表



回复aloha89:在.cu里如果直接访问gpu数据会报错,就是如果你是定义了

float\* weight = blobs\_[0]->mutable\_gpu\_data(),如果访问weight[j]是会运行错误。解决办法我目前只能通过访问cpu数据mutable\_cpu\_data(),虽然可能会导致增加了cpu与gpu同步数据的时间,但保证没有问题。

Re: aloha89 2016-12-20 18:40发表



回复may0324:的确是这样的,我还找到一个方法,math\_function里面提供了很多操作gpu数据的函数,通过这些函数也可以对gpu里的数据进行操作。例如使用mask将gpu\_diff中需要prune的neuron改为0,可以使用:caffe\_gpu\_mul(this->blobs\_[0]->count(),

 $this->blobs\_[0]->gpu\_diff(), this->masks\_[0]->gpu\_data(), this->blobs\_[0]->mutable\_gpu\_diff())$ 

非常感谢你的文章,提供了很多线索和切入点!

1楼 孤独的骆驼 2016-11-29 10:47发表



你好,最近在看这篇论文 感觉你写的很有用。我想问下CopyTrainedLayersFrom()中修改的代码中ratio 是什么,在哪定义?或者你可不可以给个你改好代码的链接?我有一些实现细节看的不太明白。

Re: 无眠栀 2016-12-12 15:39发表



回复u010507602:ratio是个局部变量,我是在CopyTrainedLayersFrom定义的,但是其实可以写成参数传递到函数中,它表示每层prune的比例,由自己决定

关闭

您还没有登录,请[登录]或[注册]

\* 以上用户言论只代表其个人观点,不代表CSDN网站的观点或立场

#### 核心技术类目

**OpenStack** 全部主题 Hadoop AWS 移动游戏 Java Android iOS Swift 智能硬件 Docker ERP IE10 Eclipse CRM JavaScript 数据库 Ubuntu NFC VPN Spark WAP jQuery Spring Apache .NET API HTML BI HTML5 SDK IIS Fedora XML LBS Unity UML components Windows Mobile Rails QEMU KDE Cassandra CloudStack FTC Splashtop Web App SpringSide coremail OPhone CouchBase 云计算 iOS6 Rackspace Maemo

Solr Compuware 大数据 Hibernate ThinkPHP HBase aptech Perl Tornado Ruby Pure Angular Cloud Foundry Redis Scala Django Bootstrap

# 公司简介 | 招贤纳士 | 广告服务 | 联系方式 | 版权声明 | 法律顾问 | 问题报告 | 合作伙伴 | 论坛反馈

网站客服 杂志客服 微博客服 webmaster@csdn.net 400-600-2320 | 北京创新乐知信息技术有限公司 版权所有 | 江苏知之为计算机有限公司 |

江苏乐知网络技术有限公司

京 ICP 证 09002463 号 | Copyright © 1999-2016, CSDN.NET, All Rights Reserved



关闭