登录 | 注册

# linger(心怀梦想,活在当下) 机器学习,深度学习,数据挖掘,推荐系统,分布式算法

⋮ 目录视图

₩ 摘要视图



个人资料



lingerlanlan



访问: 219488次

积分: 3991

等级: BLOC > 5 排名: 第3738名

原创: 156篇 转载: 0篇 译文: 2篇 评论: 260条

文章搜索

文章分类

深度学习(deep

learning) (28)

机器学习 (16)

cuda(GPU programming) (20)

文本挖掘 (5)

c/c++ (15)

dota外挂 (5)

hack programming (6)

web2.0 (5)

工具源码 (7)

语言学习 (22)

设计模式 (2)

读书笔记 (1) 翻译 (1)

足球大数据 (2)

大杂烩 (18)

Hadoop (12)

Spark (2)

sklearn (1)

文章存档

2015年08月 (1)

# caffe源码分析--poolinger\_layer.cpp

分类: 深度学习 (deep learning)

2014-07-30 19:46 2635人阅读 评论(6) 收藏 举报

deep learning 机器学习 源码分析 神经网络

码分析--poolinger\_layer.cpp

对于采样层, cafffe里实3

1平均采样的算法。

最大采样,给定一个扫描窗口,找最大值,

平均采样,扫描窗口内所有值的平均值。

其实对于caffe的实现一直有个疑问,

就是每一层貌似没有绑定一个激活函数?

看ufldl教程,感觉激活函数是必要存在的。

这怎么解释呢?

看到源码中,看到一些激活函数,比如sigmoid\_layer.cpp和sigmoid\_layer.cu。

也就是说,激活函数作为layer层面来实现了。当然,还有tanh layer和relu layer。

那,这个意思是说,让我们建立网络的时候更加随意,可自由搭配激活函数吗?

但是,我看了caffe自带的那些例子,貌似很少见到用了激活函数layer的,顶多看到用了relu\_layer,其他的没见 过。

这意思是说,激活函数不重要吗?真是费解啊。

## [cpp]

```
01.
      // Copyright 2013 Yangqing Jia
02.
03.
      #include <algorithm>
04.
      #include <cfloat>
05.
      #include <vector>
06.
97.
      #include "caffe/layer.hpp"
08.
      #include "caffe/vision layers.hpp"
09.
      #include "caffe/util/math_functions.hpp"
10.
11.
      using std::max;
      using std::min;
```

```
2015年07月 (3)
2015年06月 (3)
2015年05月 (3)
2015年04月 (8)
```

最新评论

总结一下用caffe跑图片数据的研liangzhituzi: @zzq1989\_:可能是那两个文件路径的问题,可以看看train\_prototxt里面的路径

deep learning实践经验总结 查志强: 问下,怎样判断"错误"的 标签?

神经网络:caffe特征可视化的代 fqss0436: 博主,您好,谢谢您 分享代码。在调试您的代码时, 程序中断于175行 caffe test net.For...

我所写的CNN框架 VS caffe gzp95: 楼主,求问一下您写的代码的速度和caffe的速度有多大的 差距。因为最近在实现word2vec的cud...

总结一下用caffe跑图片数据的研依然\_范佩西11:训练完的模型,如是调用呢,能说下能么测试单张图像或者批量图像的流程么

Dota全图那些事儿 女圭、女圭:。。。。单机理论效 果,实际不好用啊。。。。。支 持一下~不错的

caffe源码修改:抽取任意一张图 wwdzhtxnjwcnmd:想请教一下博 主,caffe网络中batch\_size和 crop\_size这两个参数的含义是什

caffe源码分析-data\_layer.cpp 沧海1梦: 请问caffe中如何修改输 入和裁剪尺寸,因为我的图像大 小是48的,想通过修改alexnet来

caffe卷积神经网络框架安装 yang123jx: 我也遇到 relu\_layer.cu:29 check failed error == cudaSuc...

caffe卷积神经网络框架安装 yang123jx: 我也遇到 relu\_layer.cu:29 check failed error == cudaSuc...

阅读排行

总结一下用caffe跑图片數 (7192) word2vector学习笔记 (一(6942) caffe神经网络框架的辅即 (6147) caffe源码修改:抽取任意 (5905) caffe卷积神经网络框架安 (5550) caffe源码分析--data\_lay (5374) 神经网络: caffe特征可初 (4679) word2vec源码解析之wo (4510) caffe源码分析--Blob类代 (4386) deep learning实践经验 (4225)

推荐文章

```
14.
      namespace caffe {
15.
16.
      template <typename Dtype>
17.
      void PoolingLayer<Dtype>::SetUp(const vector<Blob<Dtype>*>& bottom,
             vector<Blob<Dtype>*>* top) {
18.
        CHECK_EQ(bottom.size(), 1) << "PoolingLayer takes a single blob as input.";</pre>
19.
20.
        CHECK_EQ(top->size(), 1) << "PoolingLayer takes a single blob as output.";</pre>
21.
        KSIZE_ = this->layer_param_.kernelsize();//核大小
22.
        STRIDE_ = this->layer_param_.stride();//步长
23.
        CHANNELS = bottom[0]->channels()://通道
        HEIGHT_ = bottom[0]->height();//高
24.
25.
        WIDTH = bottom[0]->width();//宽
        POOLED_HEIGHT_ = static_cast<int>(
26.
27.
            ceil(static_cast<float>(HEIGHT_ - KSIZE_) / STRIDE_)) + 1;//计算采样之后的高
28.
        POOLED WIDTH = static cast<int>(
29.
            ceil(static_cast<float>(WIDTH_ - KSIZE_) / STRIDE_)) + 1;//计算采样之后的宽
30.
        (*top)[0]->Reshape(bottom[0]->num(), CHANNELS_, POOLED_HEIGHT_,//采样之后大小
31.
            POOLED WIDTH );
32.
        // If stochastic pooling, we will initialize the random index part.
33.
        if (this->layer_param_.pool() == LayerParameter_PoolMethod_STOCHASTIC) {
34.
          rand_idx_.Reshape(bottom[0]->num(), CHANNELS_, POOLED_HEIGHT_,
35.
            POOLED_WIDTH_);
36.
        }
37.
      }
38.
39.
      // TODO(Yangqing): Is there a faster way to do pooling in the channel-first
40.
41.
      template <typename Dtype>
42.
      void PoolingLaver<Dtvpe>::Forward cpu(const vector<Blob<Dtvpe>*>& bottom,
43.
             vector<Blob<Dtype>*>* top) {
44.
        const Dtype* bottom_data = bottom[0]->cpu_data();//采样层输入
45.
        Dtype* top_data = (*top)[0]->mutable_cpu_data();//采样层输出
46.
        // Different pooling methods. We explicitly do the switch outside the for
47.
        // loop to save time, although this results in more codes.
48.
        int top count = (*top)[0]->count();
49.
        switch (this->layer_param_.pool()) {
50.
        {\sf case} LayerParameter_PoolMethod_MAX://最大采样方法
51.
          for (int i = 0; i < top_count; ++i) {</pre>
52.
53.
            top_data[i] = -FLT_MAX;
54.
          }
55.
          // The main loop
56.
          for (int n = 0; n < bottom[0]->num(); ++n) {
57.
            for (int c = 0; c < CHANNELS_; ++c) {</pre>
58.
              for (int ph = 0; ph < POOLED_HEIGHT_; ++ph) {</pre>
59.
                for (int pw = 0; pw < POOLED_WIDTH_; ++pw) {</pre>
60
                   int hstart = ph * STRIDE_;
61.
                   int wstart = pw * STRIDE ;
62.
                   int hend = min(hstart + KSIZE_, HEIGHT_);
63.
                   int wend = min(wstart + KSIZE_, WIDTH_);
64.
                   for (int h = hstart; h < hend; ++h) {//找出核范围内最大
                     for (int w = wstart; w < wend; ++w) {</pre>
65.
                       top_data[ph * POOLED_WIDTH_ + pw] =
66.
                         max(top_data[ph * POOLED_WIDTH_ + pw],
67.
68.
                             bottom_data[h * WIDTH_ + w]);
69.
                    }
70.
                   }
71.
                }
72.
              }
              // compute offset 指针移动到下一个channel。注意代码这里的位置。采样是针对每个channel的。
73.
74.
              bottom_data += bottom[0]->offset(0, 1);
75.
              top_data += (*top)[0]->offset(0, 1);
76.
            }
77.
78.
          break:
79
        case LayerParameter_PoolMethod_AVE:
80.
          for (int i = 0; i < top_count; ++i) {</pre>
81.
            top_data[i] = 0;
82.
83.
          // The main loop
84.
          for (int n = 0; n < bottom[0]->num(); ++n) {
85.
             for (int c = 0; c < CHANNELS_; ++c) {</pre>
               for (int ph = 0; ph < POOLED_HEIGHT_; ++ph) {</pre>
86.
87.
                 for (int pw = 0; pw < POOLED_WIDTH_; ++pw) {</pre>
                   int hstart = ph * STRIDE_;
88.
89.
                   int wstart = pw * STRIDE_;
                   int hend = min(hstart + KSIZE_, HEIGHT_);
90.
                   int wend = min(wstart + KSIZE_, WIDTH_);
```

```
for (int h = hstart; h < hend; ++h) {//核范围内算平均
 93.
                     for (int w = wstart; w < wend; ++w) {</pre>
 94.
                        top_data[ph * POOLED_WIDTH_ + pw] +=
 95.
                            bottom_data[h * WIDTH_ + w];
 96.
                     }
 97.
 98.
                    top_data[ph * POOLED_WIDTH_ + pw] /=
 99.
                        (hend - hstart) * (wend - wstart);
100.
                 }
101.
102.
               // compute offset
103.
               bottom_data += bottom[0]->offset(0, 1);
104.
               top_data += (*top)[0]->offset(0, 1);
105.
             }
106.
107.
         {f case \ LayerParameter\_PoolMethod\_STOCHASTIC://这种算法这里未实现}
108.
109.
           NOT_IMPLEMENTED;
110.
           break:
111.
112.
           LOG(FATAL) << "Unknown pooling method.";
113.
114.
       }
115.
116.
       template <typename Dtype>
117.
       Dtype PoolingLayer<Dtype>::Backward_cpu(const vector<Blob<Dtype>*>& top,
118.
             const bool propagate_down, vector<Blob<Dtype>*>* bottom) {
119.
         if (!propagate down) {
120.
           return Dtype(0.);
121.
         }
122.
         const Dtype* top_diff = top[0]->cpu_diff();
         const Dtype* top_data = top[0]->cpu_data();
123.
124.
         const Dtype* bottom_data = (*bottom)[0]->cpu_data();
125.
         Dtype* bottom_diff = (*bottom)[0]->mutable_cpu_diff();
126.
         // Different pooling methods. We explicitly do the switch outside the for
127.
         // loop to save time, although this results in more codes.
         memset(bottom_diff, 0, (*bottom)[0]->count() * sizeof(Dtype));
128.
129.
         switch (this->layer_param_.pool()) {
130.
         case LayerParameter_PoolMethod_MAX:
131.
           // The main loop
           for (int n = 0; n < top[0]->num(); ++n) {
132.
133.
             for (int c = 0; c < CHANNELS_; ++c) {</pre>
134.
                for (int ph = 0; ph < POOLED_HEIGHT_; ++ph) {</pre>
135.
                 for (int pw = 0; pw < POOLED_WIDTH_; ++pw) {</pre>
                   int hstart = ph * STRIDE_;
136.
                    int wstart = pw * STRIDE_;
137.
138.
                    int hend = min(hstart + KSIZE_, HEIGHT_);
139.
                    int wend = min(wstart + KSIZE_, WIDTH_);
140.
                    for (int h = hstart; h < hend; ++h) {</pre>
141.
                      for (int w = wstart; w < wend; ++w) {</pre>
142.
                        bottom diff[h * WIDTH + w] +=//采样层输出的残传播给输入。由于是最大采样方法,输出存
       的都是输入范围内最大的值, 所以残差传播的时候也只有范围内最大的值受影响
                            top_diff[ph * POOLED_WIDTH_ + pw] *
143.
144.
                            (bottom_data[h * WIDTH_ + w] ==
                                top_data[ph * POOLED_WIDTH_ + pw]);
145.
146.
147.
                   }
148.
                 }
149.
                }
150.
                // offset 移动到下一个channel
               bottom_data += (*bottom)[0]->offset(0, 1);
151.
152.
               top_data += top[0]->offset(0, 1);
153.
               bottom_diff += (*bottom)[0]->offset(0, 1);
154.
               top_diff += top[0]->offset(0, 1);
155.
156.
157.
           break;
158.
         case LayerParameter_PoolMethod_AVE:
159.
           // The main loop
160.
           for (int n = 0; n < top[0]->num(); ++n) {
161.
             for (int c = 0; c < CHANNELS_; ++c) {</pre>
162.
                for (int ph = 0; ph < POOLED_HEIGHT_; ++ph) {</pre>
163.
                  for (int pw = 0; pw < POOLED_WIDTH_; ++pw) {</pre>
                   int hstart = ph * STRIDE_;
164.
165.
                    int wstart = pw * STRIDE_;
166.
                    int hend = min(hstart + KSIZE_, HEIGHT_);
167.
                    int wend = min(wstart + KSIZE_, WIDTH_);
                   int poolsize = (hend - hstart) * (wend - wstart);
168.
                    for (int h = hstart; h < hend; ++h) {</pre>
```

```
for (int w = wstart; w < wend; ++w) {</pre>
                      bottom_diff[h*WIDTH_+w]+=//采样层输出的残差传播给输入,由于是平均采样,所以权重
171.
       都是1 / poolsize。
                         top_diff[ph * POOLED_WIDTH_ + pw] / poolsize;
172.
173.
                    }
174.
                  }
175.
                }
176.
               }
177.
               // offset
178.
               bottom_data += (*bottom)[0]->offset(0, 1);
179.
              top_data += top[0]->offset(0, 1);
180.
               bottom_diff += (*bottom)[0]->offset(0, 1);
181.
              top_diff += top[0]->offset(0, 1);
182.
            }
183.
184.
           break;
         case LayerParameter_PoolMethod_STOCHASTIC:
185.
186.
           NOT_IMPLEMENTED;
187.
           break:
188.
189.
          LOG(FATAL) << "Unknown pooling method.";
190.
191.
         return Dtype(0.);
192.
       }
193.
194.
195.
       INSTANTIATE_CLASS(PoolingLayer);
196.
197.
     } // namespace caffe
198.
```

本文作者: linger

本文链接: http://blog.csdn.net/lingerlanlan/article/details/38294169

版权声明:本文为博主原创文章,未经博主允许不得转载。

上一篇 word2vec源码解析之word2vec.c

下一篇 bag-of-words model的java实现

顶 踩

主题推荐 源码 算法

## 猜你在找

HTML 5移动开发从入门到精通 caffe源码解析 netcpp 韦东山嵌入式Linux第一期视频 caffe源码解析 train\_netcpp 数据结构和算法 caffe源码分析—SyncedMemory类代码研究 JavaScript for Qt Quick(QML) caffe全连接层INNER\_PRODUCT源码注释与分析 Python编程基础视频教程(第二季) caffe源码分析—SyncedMemory类代码研究

# 准备好了么? 🏙 吧 !

### 更多职位尽在 CSDN JOB

数据分析工程师	我要跳槽	高级商业数据分析师	我要跳槽
腾讯科技(深圳)有限公司	20-40K/月	上海点我吧信息技术有限公司	20-40K/月
数据分析师SQL	我要跳槽	数据挖掘/数据分析工程师	我要跳槽
欧唯特信息服务有限公司	6-9K/月	上海智子信息科技有限公司	8-16K/月

#### 查看评论

#### 3楼 visionlixu 2015-06-04 17:32发表



楼主, 您好

我刚刚学习caffe,看了一部分caffe code。 发现求了图像均值之后,然后每张图片都减去图像均值。但我找不到哪里减去图像均值的代码。

希望楼主帮我指出来。谢谢

#### 2楼 ok272733314 2015-05-03 18:19发表



博主您好,看了你几篇博客感觉你真的很厉害,想请教你几个问题,望不吝赐教~

- 1. 我现在在用caffe的python API 来完成一些简单的分类,就像caffe官网里提供的例子。但是我最近发现还是需要动手去改动一下c++的源码。当我开始着手c++工程的时候还是一头污水不知从何搞起。想问一下你用的什么IDE?怎么将工程导入到IDE里然后build的?会不会用到cmakelist.txt文件?该如何用呢?
- 2. tools 文件夹里面的cpp文件又该怎么样才能运行呢? 我对这方面不是很了解,非常感谢

#### 1楼 CH 2014-08-04 19:09发表



确实,搭建网络时可自由的为每一层搭配激活函数,各种非线性映射函数都是在caffe中都是原位运算,不再另行分配内存空间。目前都采用relu,可能是论文中说relu相比sigmod或tanh,能够加速网络参数的收敛,所以大家都这么用了~~

# Re: lingerlanlan 2014-08-04 23:48发表



回复CH: 原来如此啊! 哪篇论文有提到这点?

#### Re: CH 2014-08-05 16:53发表



回复lingerlanlan: 我目前看的文章中,有三篇提到了,列举如下,供您参考一下: 1.《Deep Sparse Rectifier Neural Networks》2.《Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors》 的附录F33.《ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks》的3.1 节。

#### Re: lingerlanlan 2014-08-05 21:51发表



回复CH: 感谢!

#### 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

全部主題 Ha→op AWS 移动游戏 Java Android iOS Swift 智能硬件 Docker OpenStack VPN Spark ERP IE10 Eclipse CRM JavaScript 数据库 Ubuntu NFC WAP jQuery BI HTML5 Spring Apache .NET API HTML SDK IIS Fedora XML LBS Unity Splashtop UML components Windows Mobile Rails QEMU KDE Cassandra CloudStack FTC coremail OPhone CouchBase 云计算 iOS6 Rackspace Web App SpringSide Maemo Compuware 大数据 aptech Perl Tornado Ruby Hibernate ThinkPHP HBase Pure Solr Angular Cloud Foundry Redis Scala Django Bootstrap

#### 公司简介 | 招贤纳士 | 广告服务 | 银行汇款帐号 | 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 | 江苏乐知网络技术有限公司 提供商务支持京 ICP 证 070598 号 | Copyright © 1999-2014, CSDN.NET, All Rights Reserved

D