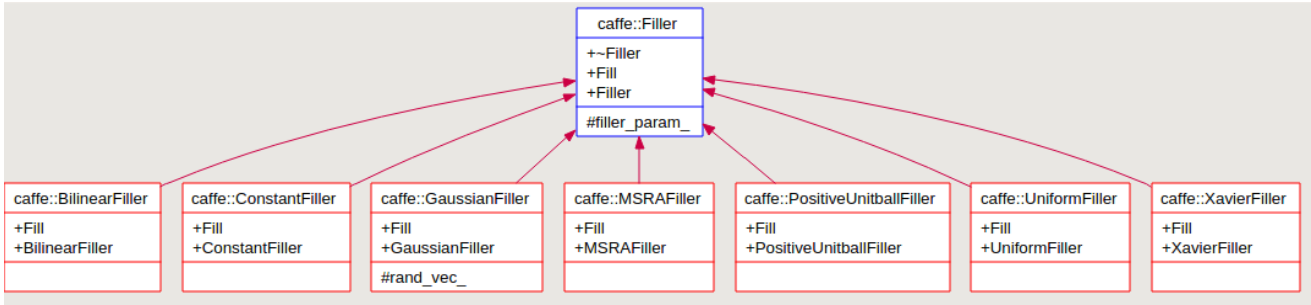
caffe中的数据初始化

如果我们要对一个神经网络从头开始进行训练的话，那么我们需要对网络的权重和偏执等参数进行初始化操作。在caffe的框架中提供了7种初始化的方法，我们来看看它们是如何实现的以及具体的使用方法吧。

Filler类及其派生类的继承关系



Filler是纯虚基类，BilinearFiller、ConstantFiller类等派生类都是要继承Filler这个基类的，并且派生类都必须要去实现Filler类中的Fill这个纯虚函数。该函数的目的就是将传入进来的Blob对象中的数据初始化。

(include/caffe/filler.hpp)

```
18 template <typename Dtype>
19 class Filler {
20  public:
21   explicit Filler(const FillerParameter& param) : filler_param_(param) {}
22   virtual ~Filler() {}
23   virtual void Fill(Blob<Dtype>* blob) = 0;         //留给外界调用的接口
24  protected:
25   FillerParameter filler_param_;
26 };  // class Filler
```

Filler类工厂函数

下面一段代码是生成各个Filler类派生类对象的代码，它根据type类型来生成相应的派生类对象。其实我们可以利工厂设计模式来进行Filler派生类的生成，其代码和Solver类以及Layer类的工厂代码差不多。

(include/caffe/filler.hpp)

```
276 template <typename Dtype>
277 Filler<Dtype>* GetFiller(const FillerParameter& param) {
278   const std::string& type = param.type();
279   if (type == "constant") {
280     return new ConstantFiller<Dtype>(param);
281   } else if (type == "gaussian") {
282     return new GaussianFiller<Dtype>(param);
283   } else if (type == "positive_unitball") {
284     return new PositiveUnitballFiller<Dtype>(param);
285   } else if (type == "uniform") {
286     return new UniformFiller<Dtype>(param);
287   } else if (type == "xavier") {
```

```
    288     return new XavierFiller<Dtype>(param);
    289   } else if (type == "msra") {
    290     return new MSRAFiller<Dtype>(param);
    291   } else if (type == "bilinear") {
    292     return new BilinearFiller<Dtype>(param);
    293   } else {
    294     CHECK(false) << "Unknown filler name: " << param.type();
    295   }
    296   return (Filler<Dtype>*)(NULL);
    297 }
```

那我们自己试着用工厂模式来改写一下这一段代码吧。具体的代码不罗列出来了，filler的工厂类代码在(include/caffe/contrib/filler_factory.hpp)中，filler注册动作代码则是在(src/caffe/contrib/filler.cpp)。注意一个问题，在我们的prototxt文件中所有初始化的type都是小写字母，而我们要求的则是第一个字母为大写，如下面这一段：

(examples/mnist/lenet_train_test.prototxt)

```
layer {
  name: "conv1"
  type: "Convolution"
  bottom: "data"
  top: "conv1"
  param {
    lr_mult: 1
  }
  param {
    lr_mult: 2
  }
  convolution_param {
    num_output: 20
    kernel_size: 5
    stride: 1
    weight_filler {
      type: "xavier"       //我们想要的是第一个字母是大写
    }
    bias_filler {
      type: "constant"     //我们想要的是第一个字母是大写
    }
  }
}
```

由于这样的一个特性我们需要又两处比较特别的改动。

第一处：我使用了一个try catch机制来解决这个问题，如果采用回调的方法不能生成对象的化那我们则采用原来的方法，这样我们就可以尝试将prototxt中的**xavier**改为**Xavier**，然后测试通过。

（include/caffe/filler.hpp）

```
template <typename Dtype>
Filler<Dtype>* GetFiller(const FillerParameter& param) {
#ifdef FISH_TEST
```

```
    try{
    return FillerRegistry<Dtype>::CreateFiller(param);   //采用回调机制来进行实例化
    }
    catch(...){   //如果这么做不成功的话，那么我们调用原来的实例化创建代码
    }
    const std::string& type = param.type();
    if (type == "constant") {
    return new ConstantFiller<Dtype>(param);
    } else if (type == "gaussian") {
    return new GaussianFiller<Dtype>(param);
    } else if (type == "positive_unitball") {
    return new PositiveUnitballFiller<Dtype>(param);
    } else if (type == "uniform") {
    return new UniformFiller<Dtype>(param);
    } else if (type == "xavier") {
    return new XavierFiller<Dtype>(param);
    } else if (type == "msra") {
    return new MSRAFiller<Dtype>(param);
    } else if (type == "bilinear") {
    return new BilinearFiller<Dtype>(param);
    } else {
    CHECK(false) << "Unknown filler name: " << param.type();
    }
    return (Filler<Dtype>*)(NULL);
#endif
}
```

第二处：这里向上抛出一个异常，可以通知上层程序这里出问题了，如果不抛出异常的话那么CHECK_EQ会终止整个程序。但是注意在程序中加异常处理程序一定要注意资源泄露的问题，这里的程序比较简单，没有资源泄露的问题，（其实不建议用异常处理机制，因为写一个异常安全的代码需要考虑到太多的问题了）。

(include/caffe/contrib/filler_factory.hpp)

```
static Filler<Dtype>* CreateFiller(const FillerParameter& param) {
    const string& type = param.type();
    CreatorRegistry& registry = Registry();
    if(registry.count(type) != 1){
        throw "error";      //向上抛出一个异常
    }
    CHECK_EQ(registry.count(type), 1) << "Unknown filler type: " << type
        << " (known types: " << FillerTypeListString() << ")";
    return registry[type](param);
  }
```

Filler类在哪里被调用

Filler类主要作用是初始化权重参数和偏置参数，而在一般情况下，一个层的权重参数和偏置参数都是每个层类的LayerSetUp函数中调用，因为在LayerSetUp函数中开辟好权重参数的内存空间，然后接着就调用Filler类来进行初权重参数初始化操作。

FillerParameter数据以及派生类解析

常量初始化类ConstantFiller

常量初始化就是将所有的权重值初始化成一个值。代码很简单，就不在这罗列了。

$$x = value \tag{1}$$

均匀分布初始化类UniformFiller

给定上限和下限，然后调用均匀分布发生器获得初始值，代码也很简单。

$$x \sim U(a, b) \tag{2}$$

高斯分布初始化类GaussianFiller

高斯分布分为两种，一种是单纯的高斯分布，另外一种是稀疏化的高斯分布。一般的高斯分布公式如下：

$$X \sim N\left(\mu, \sigma^2\right) \tag{3}$$

而稀疏化的高斯分布是将高斯分布的一些值归为0，我们具体来看一下代码吧。

```
64 template <typename Dtype>
65 class GaussianFiller : public Filler<Dtype> {
66  public:
67   explicit GaussianFiller(const FillerParameter& param)
68       : Filler<Dtype>(param) {}
69   virtual void Fill(Blob<Dtype>* blob) {
70     Dtype* data = blob->mutable_cpu_data();
71     CHECK(blob->count());
//下面是常规的高斯分布
72     caffe_rng_gaussian<Dtype>(blob->count(), Dtype(this->filler_param_.mean()),
73         Dtype(this->filler_param_.std()), blob->mutable_cpu_data());
74     int sparse = this->filler_param_.sparse();
75     CHECK_GE(sparse, -1);
//如果我们使用了稀疏化参数，则将高斯分布获得的矩阵进行稀疏化处理。
76     if (sparse >= 0) {
77       // Sparse initialization is implemented for "weight" blobs; i.e. matrices.
78       // These have num == channels == 1; width is number of inputs; height is
79       // number of outputs.  The 'sparse' variable specifies the mean number
80       // of non-zero input weights for a given output.
81       CHECK_GE(blob->num_axes(), 1);
82       const int num_outputs = blob->shape(0);
83       Dtype non_zero_probability = Dtype(sparse) / Dtype(num_outputs);
//rand_vec用来记录0-1矩阵
84       rand_vec_.reset(new SyncedMemory(blob->count() * sizeof(int)));
85       int* mask = reinterpret_cast<int*>(rand_vec_->mutable_cpu_data());
//调用0-1分布来来获得0还是1的系数
86       caffe_rng_bernoulli(blob->count(), non_zero_probability, mask);
87       for (int i = 0; i < blob->count(); ++i) {
//将原来的高斯分布乘以系数从而获得稀疏化的高斯分布
88         data[i] *= mask[i];
89       }
90     }
91   }
```

```
92
93  protected:
94   shared_ptr<SyncedMemory> rand_vec_;
95 };
```

PositiveUnitballFiller初始化类

$$x \in [0,1] \\ \forall i \sum_j x_{ij} = 1 \tag{4}$$

这里可以举两个例子，如果我们要初始化的权重是全连接层的权重矩阵，那么经过该初始化之后这个权重所有值之和为1。如果我们的权重是好多个kernel，那么每个kernel的权重之和都为1。

XavierFiller初始化类

$$x \sim U(-scale, +scale) \tag{5}$$

这边的$scale$和该层输入节点数、输出节点数相关。

$$scale = \sqrt{3/n} \tag{6}$$

n可以是fan_in或者fan_out或者fan_avg。对于输入的一个blob(N, C, H, W)，$fan\_in = C \times H \times W$，$fan\_out = N \times H \times W$。具体的我们是选用$fan_out$、$fan_in$还是$fan_avg$，这个得自己决定。

MSRAFiller初始化类

这个初始化和上面的类似，

$$x \sim N(0, \sigma^2) \tag{7}$$

这里的σ和输入输出相关。

$$\sigma = \sqrt{2/n} \tag{8}$$

n可以是fan_in或者fan_out或者fan_avg。对于输入的一个blob(N, C, H, W)，$fan\_in = C \times H \times W$，$fan\_out = N \times H \times W$。具体的我们是选用$fan_out$、$fan_in$还是$fan_avg$，这个得自己决定。

BilinearFiller初始化类

这个初始化之前并没有听过，好像在反卷积的时候用到的比较多，以后遇到了再完善这一块。