读书笔记 4 学习搭建自己的网络 MNIST 在 caffe 上进行训练与学习

2014.7.22 薛开宇

本次学习笔记作用也是比较重要，知道如何在 caffe 上搭建自己的训练网络。

1.1 准备数据库：MNIST 手写字体库

运行以下指令下载：

cd $CAFFE_ROOT/data/mnist

./get_mnist.sh

cd $CAFFE_ROOT/examples/mnist

./create_mnist.sh

运行之后，会有 mnist-train-leveldb 和 mnist-test-leveldb.文件夹

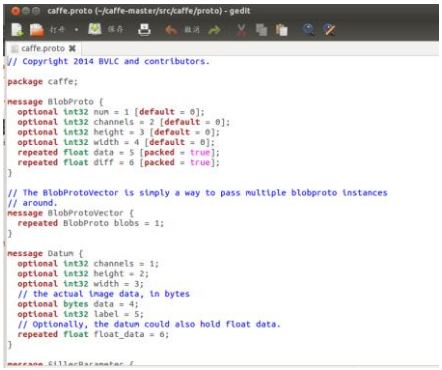
1.2 训练模型的解释

在我们训练之前，我们解释一下将会发生什么，我们将使用 LeNet 的训练网络，这是一个被认为在数字分类任务中运行很好的网络，我们会运用一个和原始版本稍微不同的版本，这次用 ReLU（线性纠正函数）取代 sigmoid 函数去激活神经元

这次设计包含 CNNs 的精髓，即像训练 imageNet 那样也是运用较大的训练模型。一般来说，由一层卷基层后跟着池层，然后再是卷基层，最后两个全连接层类似于传统的多层感知器，我们在CAFFE_ROOT/data/lenet.prototxt.中已经定义了层

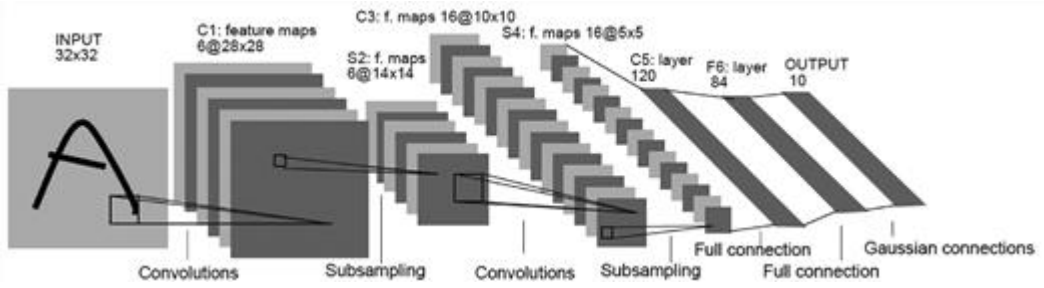
1.3 定义 MNIST 训练网络

这部分介绍如何使用 lenet_train.prototxt，我们假设您已经熟悉 Google Protobuf（主要作用是把某种数据结构的信息，以某种格式保存起来。主要用于数据存储、传输协议格式等场合。），同时假设已经阅读了 caffe 中的 protobuf 定义（可以在 src/caffe/proto/caffe.proto.找到）



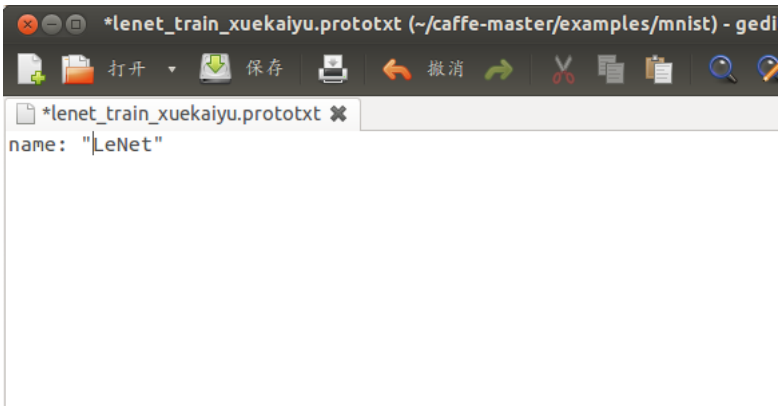
这个文档可以在我们建立自己的网络时，方便我们查到我们需要的格式。

我们将尝试写一个 caffe 网络参数 protubuf，先观察一下传统的网络,但实际上 caffe 上的对这个网络有点改变，例如 C1 层是 20 个 feature maps，第 C3 层是 50 个，C5 层是 500 个，没有 F6 层，直接是 OUTPUT 层。



首先是命名：

name: "LeNet"



写入数据层，首先，我们需要先观察一下数据，之后，将定义一个数据层：

注释如下：

```
layers {
# 输入层的名字为 mnist
  name: "mnist"
# 输入的类型为 DATA
  type: DATA
# 数据的参数
  data_param {
# 从 mnist-train-leveldb 中读入数据
    source: "mnist-train-leveldb"
# 我们的批次大小为 64，即为了提高性能，一次处理 64 条数据
    batch_size: 64
# 我们需要把输入像素灰度归一到【0，1），将 1 处以 256，得到 0.00390625。
    scale: 0.00390625
  }
# 然后这层后面连接 data 和 label Blob 空间
  top: "data"
  top: "label"
}
```

然后是卷积层：

```
layers {
# 卷积层名字为 conv1
  name: "conv1"
# 类型为卷积
  type: CONVOLUTION
# 这层前面使用 data，后面生成 conv1  的 Blob 空间
  bottom: "data"
  top: "conv1"
# 学习率调整的参数，我们设置权重学习率和运行中求解器给出的学习率一样，同时是偏置
#学习率的两倍，
```

```
  blobs_lr: 1
  blobs_lr: 2
# 卷积层的参数
  convolution_param {
# 输出单元数 20
    num_output: 20
# 卷积核的大小为 5*5
    kernel_size: 5
# 步长为 1
    stride: 1
# 网络允许我们用随机值初始化权重和偏置值。
    weight_filler {
# 使用 xavier 算法自动确定基于输入和输出神经元数量的初始规模
      type: "xavier"
    }
    bias_filler {
#  偏置值初始化为常数，默认为 0
      type: "constant"
    }
  }
}
```

然后是 pooling 层：

```
layers {
#pooling 层名字叫 pool1
  name: "pool1"
#类型是 pooling
  type: POOLING
#这层前面使用 conv1,后面生层 pool1 的 Blob 空间
  bottom: "conv1"
  top: "pool1"
#pooling 层的参数
  pooling_param {
#pooling 的方式是 MAX
    pool: MAX
#pooling 的核是 2X2
    kernel_size: 2
#pooling 的步长是 2
    stride: 2
  }
}
```

然后是第二个卷积层，和前面没什么不同，不过这里用了 50 个卷积核，前面是 20 个。

```
layers {
# 卷积层的名字是 conv2
  name: "conv2"
# 类型是卷积
  type: CONVOLUTION
# 这层前面使用 pool1,后面生层 conv2 的 Blob 空间
  bottom: "pool1"
  top: "conv2"
  blobs_lr: 1
  blobs_lr: 2
  convolution_param {
# 输出频道数 50
    num_output: 50
    kernel_size: 5
    stride: 1
    weight_filler {
      type: "xavier"
    }
    bias_filler {
      type: "constant"
    }
  }
}
```

然后是第二个 pooling 层，和前面的没什么不同。

```
layers {
  name: "pool2"
  type: POOLING
  bottom: "conv2"
  top: "pool2"
  pooling_param {
    pool: MAX
    kernel_size: 2
    stride: 2
  }
}
```

然后是全连接层，在某些特殊原因下看成卷积层，因此结构差不多。

```
layers {
# 全连接层的名字
  name: "ip1"
# 类型是全连接层
  type: INNER_PRODUCT
  blobs_lr: 1.
  blobs_lr: 2.

# 全连接层的参数
 inner_product_param {
#输出 500 个节点，据说在一定范围内这里节点越多，正确率越高。
      num_output: 500
      weight_filler {
        type: "xavier"
      }
      bias_filler {
        type: "constant"
      }
  }
  bottom: "pool2"
  top: "ip1"
}
```

然后是 ReLU 层，由于是元素级的操作，我们可以现场激活来节省内存，

```
layers {
  name: "relu1"
#类型是 RELU
  type: RELU
  bottom: "ip1"
  top: "ip1"
}
```

该层后，我们编写另外一个全连接层：

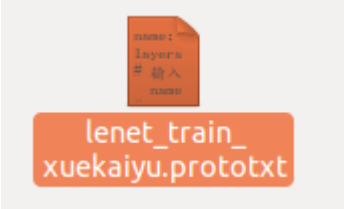
```
layers {
  name: "ip2"
  type: INNER_PRODUCT
  blobs_lr: 1.
  blobs_lr: 2.
  inner_product_param {
# 输出十个单元
      num_output: 10
      weight_filler {
        type: "xavier"
```

```
    }
    bias_filler {
      type: "constant"
    }
  }
  bottom: "ip1"
  top: "ip2"
}
```

然后是 LOSS 层，该 softmax_loss 层同时实现了 SOFTMAX 和多项 Logistic 损失，即节省了时间，同时提高了数据稳定性。它需要两块，第一块是预测，第二块是数据层提供的标签。它不产生任何输出，它做的是去计算损失函数值，在 BP 算法运行的时候使用，启动相对于 ip2 的梯度。

```
layers {
  name: "loss"
  type: SOFTMAX_LOSS
  bottom: "ip2"
  bottom: "label"
}
```

然后就完成了自己编写的网络了



同时定义 MNIST Solver

```
# 定义训练数据来源
train_net: "lenet_train.prototxt"
# 定义检测数据来源
test_net: "lenet_test.prototxt"
# 这里是训练的批次，设为 100，迭代次数 100 次，这样，就覆盖了 10000 张（100*100）
# 个测试图片。
test_iter: 100
# 每迭代次数 500 次测试一次
test_interval: 500
# 学习率，动量，权重的递减
base_lr: 0.01
momentum: 0.9
weight_decay: 0.0005
# 学习政策 inv，注意的是，cifar10 类用固定学习率，imagenet 用每步递减学习率。
lr_policy: "inv"
gamma: 0.0001
power: 0.75
```

每迭代 100 次显示一次
display: 100
最大迭代次数 10000 次
max_iter: 10000
每 5000 次迭代存储一次数据到电脑，名字是 lenet。
snapshot: 5000
snapshot_prefix: "lenet"
0 是用 CPU 训练，1 是用 GPU 训练。
solver_mode: 1

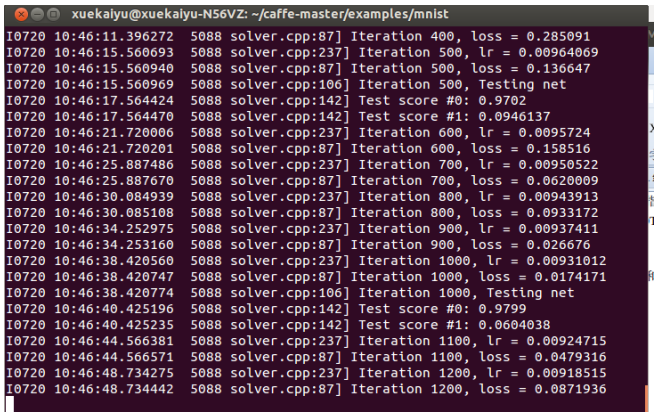
1.4 训练和测试该模型

注意更改好路径，这里可以尝试用自己写的网络训练。

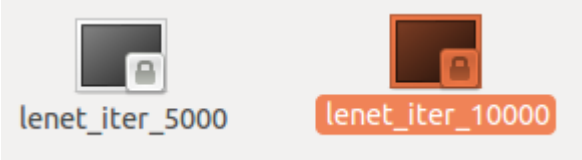
```
# The training protocol buffer definition
train_net: "lenet_train_xuekaiyu.prototxt"
# The testing protocol buffer definition
test_net: "lenet_test.prototxt"
```

然后在终端执行指令：
cd $CAFFE_ROOT/examples/mnist
./train_lenet.sh

之后的事就和其他与学习笔记 1 差不多了，可以参考学习笔记 1。



下图就是迭代到 5000 和迭代到 10000 的模型，至于怎么用，在后面的学习笔记将会提及。



主要资料来源：http://caffe.berkeleyvision.org/gathered/examples/mnist.html