# 浙江大学实验报告

专业: 计算机科学与技术

姓名: 张雯琪

学号: 3180103770 日期: 2021/01/07

课程名称: <u>计算机视觉</u> 指导老师: <u>宋明黎</u> 成绩: <u>xx</u>

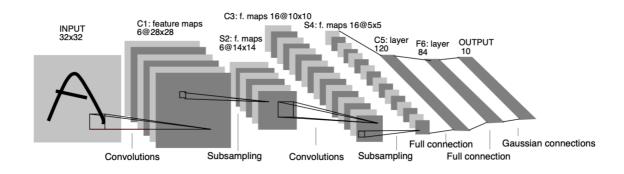
实验名称: 利用CNN进行手写数字识别

## 1 实验目的和要求

利用Mnist数据集、LeNet-5网络结构以及选定的TensorFlow框架实现手写数字的识别

## 2 实验内容和原理

### 2.1 LeNet-5网络结构



- 输入层的原始图像大小为32\*32。
- C1层为卷积层,使用6个卷积核,每个核大小为5\*5,得到6个特征图,每个特征图的大小为28\*28。
- S2为池化层,池化单元大小为2\*2,6个特征图经池化后大小变为14\*14。
- C3层为卷积层,使用16个卷积核,每个核大小为5\*5,得到16个特征图,每个特征图的大小为10\*10。
- S4层为池化层,池化单元大小为2\*2,16个特征图经池化后大小变为5\*5。
- C5层为卷积层,使用120个卷积核,每个核大小为5\*5,得到120个特征图,每个特征图的大小为1\*1。
- F6层为全连接层,使用84个单元,得到84个特征图,每个特征图的大小为1\*1,与C5层全连接。

• 第7层为输出层,也是全连接层,共有10个节点,分别代表数字0到9,如果第i个节点的值为0,则表示网络识别的结果是数字i。

# 3 实验步骤与分析

#### 3.1 模型搭建

在搭建卷积层时,调用tf. Variable()函数分配weight和bias变量,并调用tf. nn. conv2d搭建卷积层,激活函数使用relu。在搭建池化层时,调用tf. nn. max\_pool()函数。在全连接层中,用矩阵的乘法进行实现。

```
def lenet(x):
   # C1
    conv1_W = tf.Variable(tf.truncated_normal(
        shape=(5, 5, 1, 6), mean=config.mu, stddev=config.sigma))
    conv1_b = tf.Variable(tf.zeros(6))
    conv1 = tf.nn.conv2d(x, conv1_W, strides=[
                         1, 1, 1, 1], padding='VALID') + conv1_b
    conv1 = tf.nn.relu(conv1)
    # S2
    conv1 = tf.nn.max_pool(conv1, ksize=[1, 2, 2, 1], strides=[
                           1, 2, 2, 1], padding='VALID')
    # C3
    conv2 W = tf.Variable(tf.truncated_normal(
       shape=(5, 5, 6, 16), mean=config.mu, stddev=config.sigma))
    conv2_b = tf.Variable(tf.zeros(16))
    conv2 = tf.nn.conv2d(conv1, conv2_W, strides=[
                         1, 1, 1, 1], padding='VALID') + conv2_b
    conv2 = tf.nn.relu(conv2)
    conv2 = tf.nn.max_pool(conv2, ksize=[1, 2, 2, 1], strides=[
                           1, 2, 2, 1], padding='VALID')
    # C5
    fc0 = flatten(conv2)
    fc1 W = tf.Variable(tf.truncated normal(
        shape=(400, 120), mean=config.mu, stddev=config.sigma))
    fc1_b = tf.Variable(tf.zeros(120))
    fc1 = tf.matmul(fc0, fc1 W) + fc1 b
    fc1 = tf.nn.relu(fc1)
    # F6
    fc2 W = tf.Variable(tf.truncated normal(
        shape=(120, 84), mean=config.mu, stddev=config.sigma))
    fc2_b = tf.Variable(tf.zeros(84))
    fc2 = tf.matmul(fc1, fc2 W) + fc2 b
    fc2 = tf.nn.relu(fc2)
    # output
    fc3_W = tf.Variable(tf.truncated_normal(
```

```
shape=(84, 10), mean=config.mu, stddev=config.sigma))
fc3_b = tf.Variable(tf.zeros(10))
logits = tf.matmul(fc2, fc3_W) + fc3_b
return logits
```

#### 3.2 模型训练

TensorFlow中自带从MNIST数据集读入数据的函数。读入数据后,将每张28\*28图片扩展为32\*32,即上下左右的边界各加入两行/列空白。调用tf.placeholder()定义网络的输入输出,定义softmax交叉熵,定义Adam优化算法。

接下来,进行模型的训练。在每次迭代前,对数据进行打乱,以防过拟合。每次迭代后,计算验证集上的准确率。

```
with tf.Session() as sess:
    print("Start training", file=sys.stderr)
    sess.run(tf.global_variables_initializer())
   num_examples = len(x_train)
    for i in range(config.epochs):
        x train, y train = shuffle(x train, y train)
        for offset in range(₀, num_examples, config.batchSize):
            end = offset + config.batchSize
            batch_x, batch_y = x_train[offset:end], y_train[offset:end]
            sess.run(training_operation, feed_dict={
                     x: batch_x, y: batch_y})
        validation accuracy = evaluate(x validation, y validation)
        print(i, validation_accuracy)
        print(i, validation_accuracy, file=sys.stderr)
    saver.save(sess, config.model)
    print("Finish training", file=sys.stderr)
    print()
```

## 3.3 模型测试

训练完成后,得到模型文件。使用测试集的数据进行测试。

```
with tf.Session() as sess:
    saver.restore(sess, tf.train.latest_checkpoint(config.modelDir))
    test_accuracy = evaluate(x_test, y_test)
    print("Accuracy with {} test data = {:.3f}".format(
        len(x_test), test_accuracy))
    print("Accuracy with {} test data = {:.3f}".format(
        len(x_test), test_accuracy), file=sys.stderr)
```

# 4 实验结果

## 4.1 程序运行

测试数据集及网络结构路径

```
datasetDir = '../dataset/'
model = '../model/lenet'
modelDir = '../model/'
```

python test.py

#### 4.2 程序输出

```
PS D:\Document\ZJU\Courses\20\20FW\计算机视觉\作业\hw_bonus> python test.py
Image shape: (28, 28, 1)
Training set length: 55000
Validation set length: 5000
Test set length: 10000
Image shape padded: (32, 32, 1)
Start training
0 0.9658
1 0.9794
2 0.982
3 0.9832
4 0.986
5 0.9872
6 0.9886
7 0.9872
8 0.9882
9 0.9896
10 0.9858
11 0.9856
12 0.9912
13 0.9888
14 0.9874
15 0.9862
16 0.9876
17 0.9884
18 0.9888
19 0.9894
Finish training
Accuracy with 10000 test data = 0.991
```