

---

# 目录

---

1	Tensorflow 基础	3
1.1	Tensorflow 基础函数	3
1.1.1	Variable	3
1.1.2	placeholder	3
1.1.3	batch normalization	4
1.1.4	常见的的激活函数	5
1.2	relu 函数	5
1.2.1	relu	5
1.2.2	relu6	6
1.2.3	sigmoid	8
1.2.4	relu 和 softplus	9
1.2.5	dropout	11
1.3	卷积函数	12
1.4	池化	13
1.5	常见的分类函数	14
1.6	优化方法	14
1.6.1	BGD	15
1.6.2	SGD	15
1.6.3	momentum	16
1.6.4	Nesterov Momentum	16

1.6.5	Adagrad . . . . .	16
1.6.6	RMSprop . . . . .	16
1.6.7	Adam . . . . .	17
1.6.8	构造简单的神经网络拟合数据 . . . . .	19
1.7	TensorBoard . . . . .	21
1.8	CNN 手写体数据识别 . . . . .	25
1.8.1	mnist 数据集 . . . . .	25
2	<b>Tensorflow 进阶</b>	29
2.1	模型存储和加载 . . . . .	29
2.2	用 GPU . . . . .	30
2.2.1	手工配置设备 . . . . .	30
2.2.2	允许 GPU 的内存增长 . . . . .	31
3	<b>常用的 python 模块</b>	35
3.1	Argparse . . . . .	35
3.1.1	ArgumentParser 对象 . . . . .	36
3.1.2	prog . . . . .	37
4	<b>Tensorflow API</b>	45
4.1	tf.squeeze . . . . .	45
4.2	tf.stack . . . . .	46
4.3	tf.metrics . . . . .	47
4.4	tf.reshape . . . . .	47
4.5	tf.image . . . . .	49
4.5.1	tf.image.decode_gif . . . . .	49
4.5.2	tf.image.decode_jpeg . . . . .	49
4.5.3	tf.image.encode_jpeg . . . . .	50
4.5.4	tf.image.decode_png . . . . .	51
4.5.5	tf.image.encode_png . . . . .	51
4.5.6	tf.image.decode_image . . . . .	51
4.5.7	tf.image.resize_images . . . . .	52

---

## Tensorflow 基础

---

### 1.1 Tensorflow 基础函数

#### 1.1.1 Variable

```
#tensorflow 1.2.1
import tensorflow as tf
var = tf.Variable(0)
add_operation = tf.add(var,1)
update_operation = tf.assign(var,add_operation)
with tf.Session() as sess:
    sess.run(tf.global_variables_initializer())
    for _ in range(3):
        sess.run(update_operation)
    print(sess.run(var))
```

#### 1.1.2 placeholder

```
#tensorflow 1.2
import tensorflow as tf
x1 = tf.placeholder(dtype=tf.float32, shape=None)
y1 = tf.placeholder(dtype=tf.float32, shape=None)
```

```

z1 = x1+y1
x2 = tf.placeholder(dtype=tf.float32, shape=[2,1])
y2 = tf.placeholder(dtype=tf.float32, shape=[1,2])
z2 = tf.matmul(x2,y2)
with tf.Session() as sess:
    z1_value = sess.run(z1, feed_dict={x1:1,y1:2})
    z1_value, z2_value = sess.run([z1, z2], feed_dict={x1:1,y1:2,x2:
                                     : [[2],[2]],y2: [[3,3]]})
    print(z1_value)
    print(z2_value)

```

### 1.1.3 batch normalization

§ 数据  $x$  为 Tensor。

- mean: 为  $x$  的均值，也是一个 Tensor。
- var: 为  $x$  的方差，也为一个 Tensor。
- offset: 一个偏移，也是一个 Tensor。
- scale: 缩放倍数，也是一个 Tensor。
- variable\_epsilon, 一个不为 0 的浮点数。
- name: 操作的名字，可选。

batch normalization 计算方式是:

$$x = (x - \bar{x}) / \sqrt{\text{Var}(x) + \text{variable\_epsilon}} \quad (1.1)$$

$$x = x \times \text{scale} + \text{offset} \quad (1.2)$$

$$(1.3)$$

$$\text{均值: } \bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \quad (1.4)$$

$$\text{方差: } \sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x}) \quad (1.5)$$

### 1.1.4 常见的的激活函数

- relu
- sigmoid
- tanh
- elu
- bias\_add
- relu6
- softplus
- softsign

## 1.2 relu 函数

### 1.2.1 relu

relu 函数在自变量  $x$  小于 0 时值全为 0, 在  $x$  大于 0 时, 值和自变量相等。

```
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
x = tf.linspace(-10.,10.,100)
y = tf.nn.relu(x)
with tf.Session() as sess:
    [x,y] = sess.run([x,y])
plt.plot(x,y, 'r',6,6, 'bo')
plt.title('relu')
ax = plt.gca()
ax.annotate("",
            xy=(6, 6), xycoords='data',
            xytext=(6, 4.5), textcoords='data',
            arrowprops=dict(arrowstyle="->",
```

```

        connectionstyle="arc3"),
    )
ax.annotate("",xy=(6,6),xycoords='data',
            xytext=(10, 6), textcoords='data',
            arrowprops=dict(arrowstyle="->",
                            connectionstyle="arc3"),
    )
ax.grid(True)
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('relu(x)')
plt.savefig('relu.png',dpi = 600)

```

### 1.2.2 relu6

relu6 函数和 relu 不同之处在于在  $x$  大于等于 6 的部分值保持为 6。

```

import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
x = tf.linspace(-10.,10.,100)
y = tf.nn.relu6(x)
with tf.Session() as sess:
    [x,y] = sess.run([x,y])
plt.plot(x,y,'r',6,6,'bo')
plt.title('relu6')
ax = plt.gca()
ax.annotate("",
            xy=(6, 6), xycoords='data',
            xytext=(6, 4.5), textcoords='data',
            arrowprops=dict(arrowstyle="->",
                            connectionstyle="arc3"),
    )
ax.grid(True)
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('relu6(x)')
plt.savefig('relu6.png',dpi = 600)

```

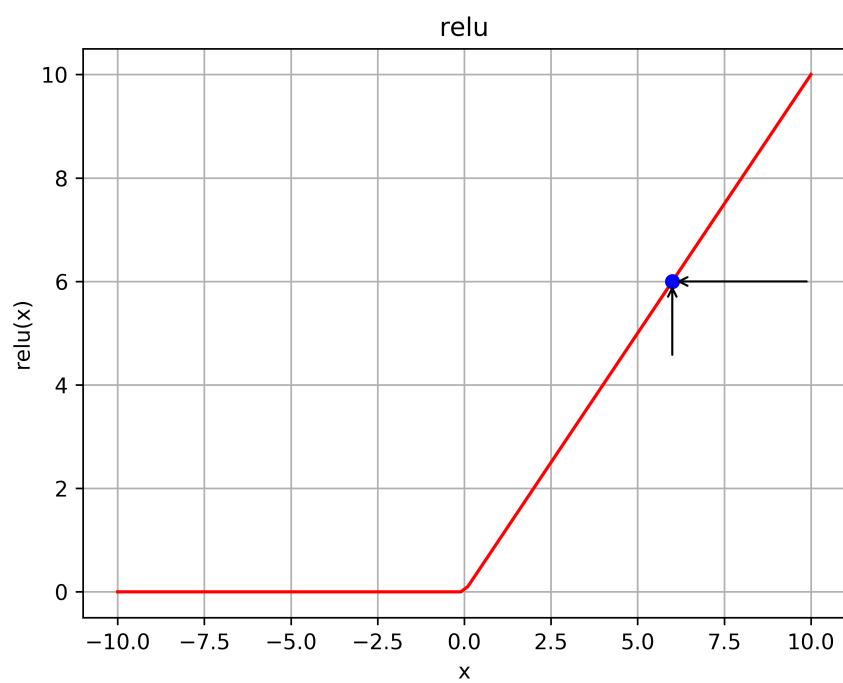


图 1.1: relu

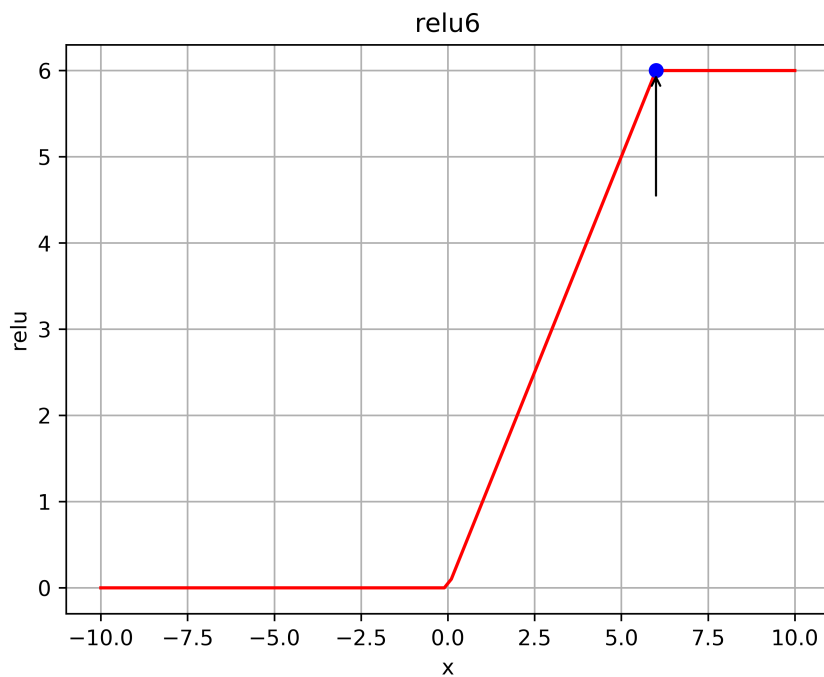


图 1.2: relu6

### 1.2.3 sigmoid

```
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.patches as mpatches
x = tf.linspace(-10., 10., 100)
y1 = tf.nn.sigmoid(x)
y2 = tf.nn.tanh(x)
red_patch = mpatches.Patch(color = 'red', label = 'sigmoid')
blue_patch = mpatches.Patch(color = 'blue', label = 'tanh')
with tf.Session() as sess:
    [x,y1,y2] = sess.run([x,y1,y2])
plt.plot(x,y1, 'r', x,y2, 'b')
ax = plt.gca()
ax.annotate(r"$\tanh(x) = \frac{1-\hat{-2x}}{1+e^{-x}}$",
            xy=(0,0), xycoords="data",
            xytext=(1,0), textcoords="data",
```



```

        arrowprops=dict(arrowstyle="->",
            connectionstyle="arc3"),
    )
    ax.annotate(r"$sigmoid(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$",
        xy=(0, 0.5), xycoords="data",
        xytext=(1, 0.5), textcoords="data",
        arrowprops=dict(arrowstyle="->",
            connectionstyle="arc3"),
    )
    plt.xlabel('x')
    plt.grid(True)
    plt.legend(handles = [red\__patch, blue\__patch])
    plt.savefig('activate.png', dpi=600)

```

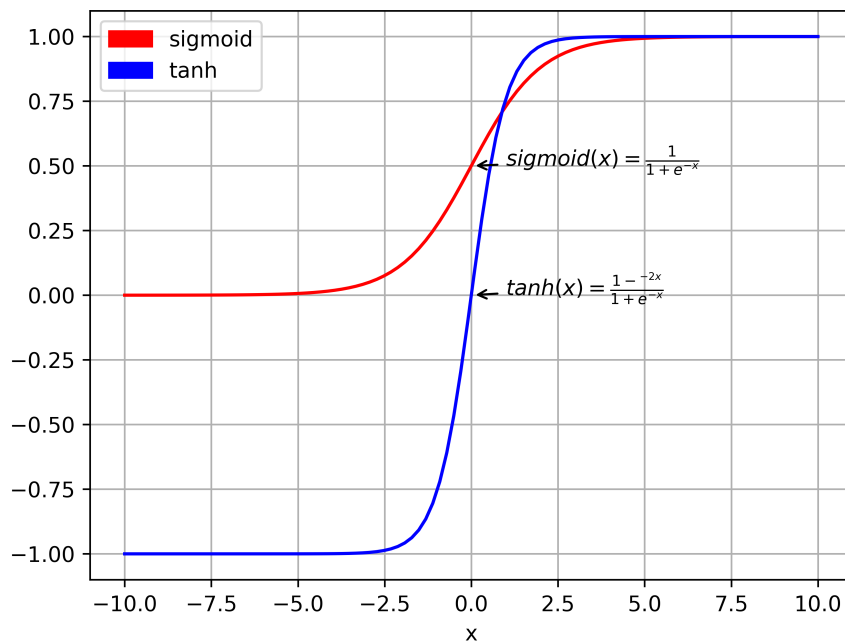
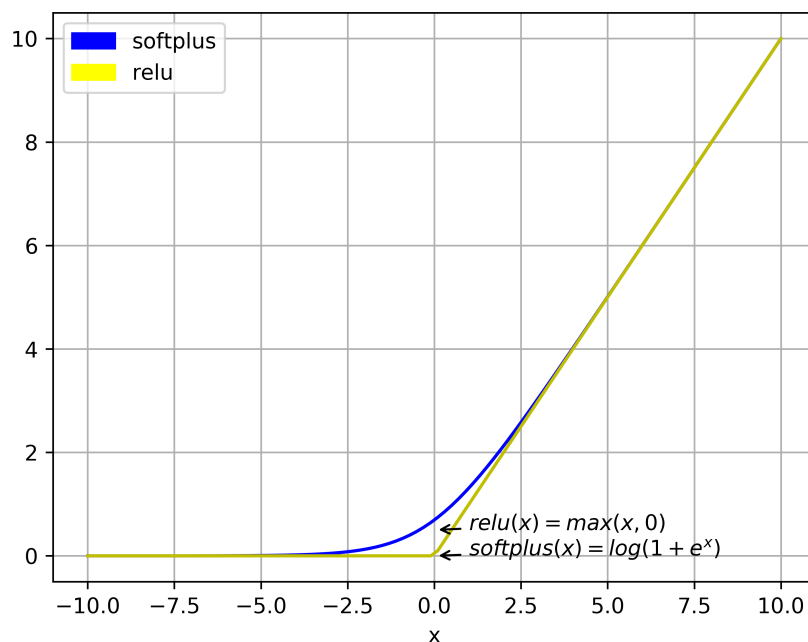


图 1.3: activate\_fun

### 1.2.4 relu 和 softplus

```
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.patches as mpatches
x = tf.linspace(-10., 10., 100)
y2 = tf.nn.softplus(x)
y3 = tf.nn.relu(x)
blue_patch = mpatches.Patch(color = 'blue', label = 'softplus')
yellow_patch = mpatches.Patch(color = 'yellow', label = 'relu')
with tf.Session() as sess:
    [x, y2, y3] = sess.run([x, y2, y3])
plt.plot(x, y2, 'b', x, y3, 'y')
ax = plt.gca()
plt.xlabel('x')
ax.annotate(r"$\text{softplus}(x) = \log(1 + e^x)$",
            xy=(0, 0), xycoords="data",
            xytext=(1, 0), textcoords="data",
            arrowprops=dict(arrowstyle="->",
                            connectionstyle="arc3"),
            )
ax.annotate(r"$\text{relu}(x) = \max(x, 0)$",
            xy=(0, 0.5), xycoords="data",
            xytext=(1, 0.5), textcoords="data",
            arrowprops=dict(arrowstyle="->",
                            connectionstyle="arc3"),
            )

plt.grid(True)
plt.legend(handles = [blue_patch, yellow_patch])
plt.savefig('relu_softplus.png', dpi=600)
```



### 1.2.5 dropout

将神经元以概率 `keep_prob` 绝对是否被抑制。如果被抑制该神经元的输出为 0 如果不被抑制，该神经元的输出将被放大到原来的  $1/\text{keep\_prop}$ 。默认情况下，每个神经元是否被抑制是相互独立的。但是是否被抑制也可以通过 `noise_shape` 来调节。当 `noise_shape[i]=shape(x)[i]` 时, `x` 中的元素相互独立。如果 `shape(x)=[k,1,1,n]`，那么每个批通道都是相互独立的，但是每行每列的数据都是关联的，也就是说要么都为 0，要么还是原来的值。

```
import tensorflow as tf
a = tf.constant([[-1., 2., 3., 4.]])
with tf.Session() as sess:
    b = tf.nn.dropout(a, 0.5, noise_shape=[1, 4])
    print(sess.run(b))
    c = tf.nn.dropout(a, 0.5, noise_shape=[1, 1])
    print(sess.run(c))
```

```
[[[-2. 0. 0. 8.]]]
```

当输入数据特征相差明显时，用  $\tanh$  效果会很好，但在循环过程中会不断扩大特征效果并显示出来。当特征相差不明显时， $\text{sigmoid}$  效果比较好。同时，用  $\text{sigmoid}$  和  $\tanh$  作为激活函数时，需要对输入进行规范化，否则激活厚的值全部进入平坦区，隐藏层的输出会趋同，丧失原来的特征表达，而  $\text{relu}$  会好很多，优势可以不需要输入规范化来避免上述情况。因此，现在大部分卷积神经网络都采用  $\text{relu}$  作为激活函数。

### 1.3 卷积函数

- input: 一个 tensor, 数据类型必须是 float32, 或者是 float64
- filter: 一个 tensor, 数据类型必须和 input 相同。
- strides: 一个长度为 4 的一组证书类型数组, 每一维对应 input 中每一维对应移动的步数, strides[1] 对应 input[1] 移动的步数。
- padding: 有两个可选参数'VALID' (输入数据维度和输出数据维度不同) 和'SAME' (输入数据维度和输出数据维度相同)
- use\_cudnn\_on\_gpu: 一个可选的布尔值, 默认情况下时 True。
- name: 可选, 操作的一个名字。

[illegible]

```

y = tf.nn.conv2d(input_data, kernel, strides=[1, 1, 1, 1], padding='
                        SAME')
init = tf.global_variables_initializer()
with tf.Session() as sess:
    sess.run(init)
    print(sess.run(y).shape)

```

输出形状为 [10,9,9,2]。

## 1.4 池化

池化函数	功能
① <code>tf.nn.avg_pool(value, ksize, strides, padding, data_format='NHWC', name=None)</code>	平均池化
② <code>tf.nn.max_pool(value, ksize, strides, padding, data_format='NHWC', name=None)</code>	最大池化
③ <code>tf.nn.max_pool_with_argmax(input, ksize, strides, padding, Targmax=None, name=None)</code>	最大池化
④ <code>tf.nn.avg_pool3d(input, ksize, strides, padding, name=None)</code>	三维状态
⑤ <code>tf.nn.max_pool3d(input, ksize, strides, padding, name=None)</code>	三维状态
⑥ <code>tf.nn.fractional_avg_pool(value, pooling_ratio, pseudo_random=None, overlapping=None, seed2=None, name=None)</code>	三维下的
⑦ <code>tf.nn.avg_max_pool(value, pooling_ratio, pseudo_random=None, overlapping=None, seed2=None, name=None)</code>	三维状态
⑧ <code>tf.nn.pool(input, window_shape, pool_type, padding, dilation_rate=None, strides=None, name=None, data_format=None)</code>	执行一个

- value: 一个四维 Tensor, 维度为 [batch,height,width,channels]。
- ksize: 一个长度不小于 4 的整型数据, 每一位上的值对应于输入数据 Tensor 中每一维窗口对应值。
- stride: 一个长度不小于 4 的整型列表。该参数指定窗口在输入数据 Tensor 每一维上的步长。

- padding: 一个字符串, 取值为 SAME 或者 VALID。
- data\_format: NHWC。

## 1.5 常见的分类函数

`tf.nn.sigmoid_cross_entropy_with_logits(logits, targets, name=None)`

- logits: [batch\_size, num\_classes]
- targets: [batch\_size, size]
- 输出: loss [batch\_size, num\_classes]

最后已成不需要进行 sigmoid 操作。

`tf.nn.softmax(logits, dim=-1, name=None)`: 计算 Softmax

$$softmax = \frac{x^{logits}}{reduce\_sum(e^{logits}, dim)}$$

`tf.nn.log_softmax(logits, dim=-1, name=None)` 计算 log softmax

$$logsoftmax = logits - \log(reduce\_softmax(exp(logits), dim))$$

`tf.nn.softmax_cross_entropy_with_logits(_setinel=None, labels=None, logits=None, dim=-1, name=None)` 输出 loss: [batch\_size] 保存的时 batch 中每个样本的交叉熵。

`tf.nn.sparse_softmax_cross_entropy_with_logits(logits, labels, name=None)`

- logits: 神经网络最后一层的结果。
- 输入 logits: [batch\_size, num\_classes], labels: [batch\_size], 必须在 [0, num\_classes]
- loss [batch], 保存的是 batch 每个样本的交叉熵。

## 1.6 优化方法

- `tf.train.GradientDescentOptimizer`

- `tf.train.AdadeltaOptimizer`
- `tf.train.AdagradDAOptimizer`
- `tf.train.AdagradOptimizer`
- `tf.train.MomentumOptimizer`
- `tf.train.AdamOptimizer`
- `tf.train.FtrlOptimizer`
- `tf.train.RMSPropOptimizer`

### 1.6.1 BGD

BGD(batch gradient descent) 批量梯度下降。这种方法是利用现有的参数对训练集中的每一个输入生成一个估计输出  $y_i$ , 然后跟实际的输出  $y_i$  比较, 统计所有的误差, 求平均后的到平均误差作为更新参数的依据。啊他的迭代过程是:

1. 提取训练集中所有内容  $\{x_1, \dots, x_n\}$ , 以及相关的输出  $y_i$ ;
2. 计算梯度和误差并更新参数。

这种方法的优点是: 使用所有数据计算, 都保证收敛, 并且并不需要减少学习率缺点是每一步需要使用所有的训练数据, 随着训练的进行, 速度会变慢。那么如果将训练数据拆分成一个个 batch, 每次抽取一个 batch 数据更新参数, 是不是能加速训练? 这就是 SGD。

### 1.6.2 SGD

SGD(stochastic gradient descent): 随机梯度下降。这种方法的主要思想是将数据集才分成一个个的 batch, 随机抽取一个 batch 计算并更新参数, 所以也称为 MBGD(minibatch gradient descent) SGD 在每次迭代计算 mini-batch 的梯度, 然后队参数进行更新。和 BGD 相比, SGD 在训练数据集很大时也能以较快的速度收敛, 但是它有两个缺点:

1. 需要手动调整学习率，但是选择合适的学习率比较困难。尤其在训练时，我们常常想队常出现的特征更新速度快点，队不长出现的特征更新速度慢些，而 SGD 对更新参数时对所有参数采用一样的学习率，因此无法满足要求。
2. SGD: 容易收敛到局部最优。

### 1.6.3 momentum

Momentum 时模拟物理学中的动量概念，更新时在一定程度上保留之前的更新方向，利用当前批次再次微调本次更新参数，因此引入了一个新的变量  $v$ ，作为前几次梯度的累加。因此，momentum 能够更新学习率，在下降初期，前后梯度方向一致时能加速学习：在下降的中后期，在局部最小值附近来回振荡，能够抑制振荡加快收敛。

### 1.6.4 Nesterov Momentum

标准的 Momentum 法首先计算一个梯度，然后子啊加速更新梯度的方向进行一个大的跳跃 Nesterov 首先在原来加速的梯度方向进行一个大的跳跃，然后在改为值设置计算梯度值，然后用这个梯度值修正最终的更新方向。

### 1.6.5 Adagrad

Adagrade 能够自适应的为哥哥参数分配不同的学习率，能够控制每个维度的梯度方向，这种方法的优点是能实现学习率的自动更改，如果本次更新时梯度大，学习率就衰减得快，如果这次更新时梯度小，学习率衰减得就慢些。

### 1.6.6 RMSprop

和 Momentum 类似，通过引入衰减系数使得每个回合都衰减一定比例。在实践中，对循环神经网络效果很好。



名称来自自适应矩阵 (adaptive moment estimation). Adam 更均损失函数对每个参数的一阶矩, 二阶矩估计动态调整每个参数的学习率。

```
import numpy as np
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt

tf.set_random_seed(0)
np.random.seed(0)

LR = 0.01
BATCH_SIZE = 32

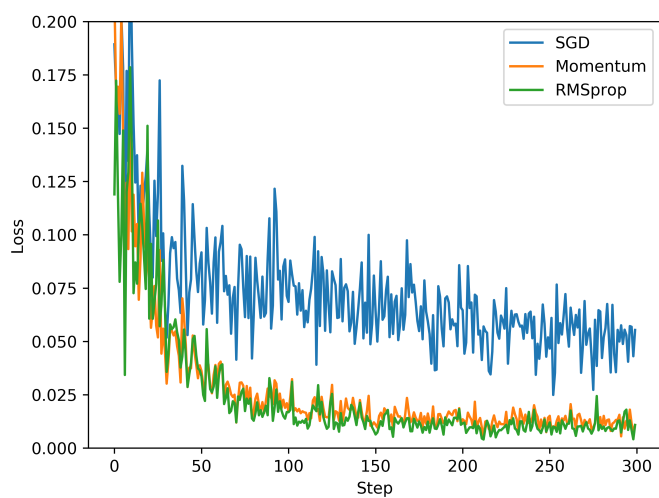
x = np.linspace(-1,1,100).reshape(-1,1)
noise = np.random.normal(0,0.1,size=x.shape)
y = np.power(x,2)+noise

class Net:
    def __init__(self, opt, **kwargs):
        self.x = tf.placeholder(tf.float32, [None,1])
        self.y = tf.placeholder(tf.float32, [None,1])
        l = tf.layers.dense(self.x,20,tf.nn.relu)
        out = tf.layers.dense(l,1)
        self.loss = tf.losses.mean_squared_error(self.y,out)
        self.train = opt(LR, **kwargs).minimize(self.loss)

net_SGD = Net(tf.train.GradientDescentOptimizer)
net_momentum = Net(tf.train.MomentumOptimizer, momentum=0.9)
net_RMSprop = Net(tf.train.RMSPropOptimizer)
net_Adam = Net(tf.train.AdamOptimizer)

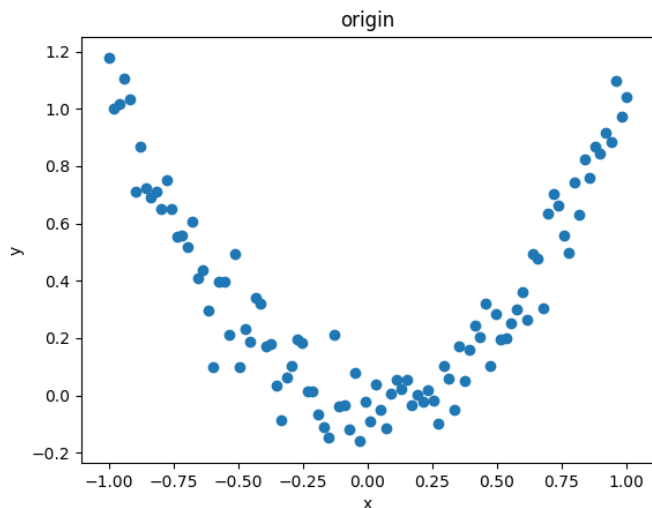
nets = [net_SGD, net_momentum, net_RMSprop, net_Adam]
sess = tf.Session()
sess.run(tf.global_variables_initializer())
lossesHis = [[],[],[]]
for step in range(300):
    index = np.random.randint(0,x.shape[0],BATCH_SIZE)
    b_x = x[index]
    b_y = y[index]
    for net, lHis in zip(nets, lossesHis):
        _, l = sess.run([net.train, net.loss], {net.x: b_x, net.y: b_y})
```

```
l_hist.append(l)
labels = ['SGD', 'Momentum', 'RMSprop', 'Adam']
for i, l_hist in enumerate(losses_hist):
    plt.plot(l_hist, label=labels[i])
plt.legend(loc='best')
plt.xlabel('Step')
plt.ylabel('Loss')
plt.ylim(0, 0.2)
plt.savefig('Opt.png', dpi=600)
```



### 1.6.8 构造简单的神经网络拟合数据

原始数据为  $y = x^2$  的基础上添加随机噪声。原始数据的散点图如下



```
#tensorflow 1.2.1
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
tf.set_random_seed(0)
np.random.seed(0)
#生成数据
step = 100
x = np.linspace(-1,1,step).reshape(-1,1)
noise = np.random.normal(0,0.1,size=x.shape)
y = np.power(x,2)+noise

tf_x = tf.placeholder(tf.float32,x.shape)
tf_y = tf.placeholder(tf.float32,x.shape)
l1 = tf.layers.dense(tf_x,10,tf.nn.relu)
output = tf.layers.dense(l1,1)

loss = tf.losses.mean_squared_error(tf_y,output)
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning_rate=0.5)
train_op = optimizer.minimize(loss)
```

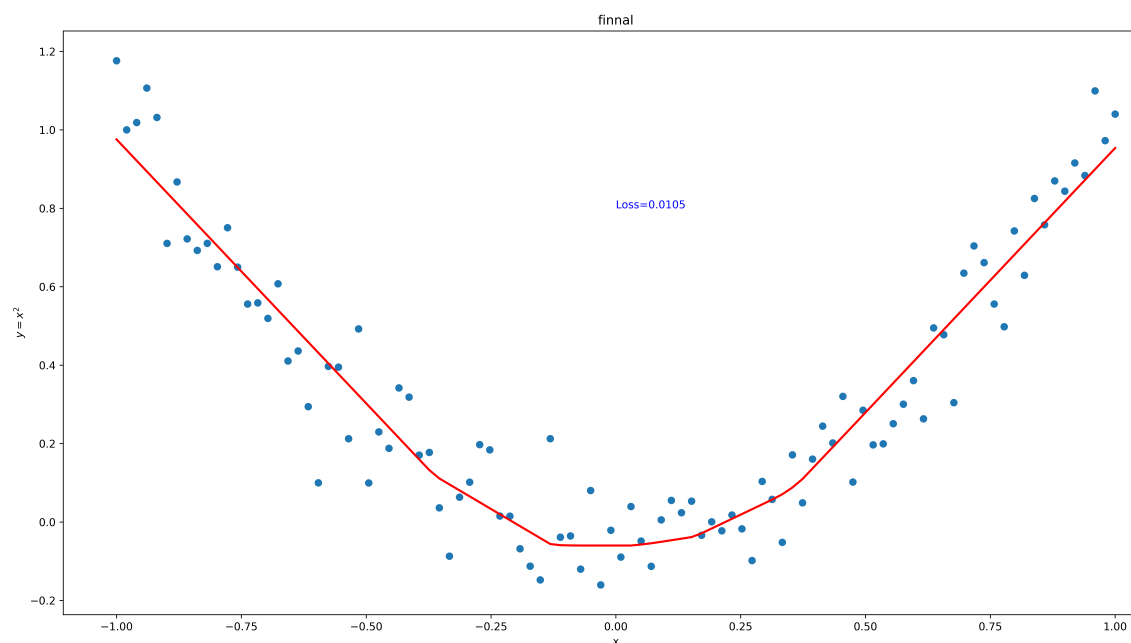
```

sess = tf.Session()
sess.run(tf.global_variables_initializer())
plt.ion()
for step in range(100):
    _, l, pred = sess.run([train_op, loss, output], {tf_x: x, tf_y: y})
    if step%5==0:
        plt.cla()
        plt.scatter(x, y)
        plt.title(r'$y=x^2+noise$')
        plt.plot(x, pred, 'r-', lw=2)
        plt.text(0, 0.8, 'Loss=%0.4f'%l, fontdict={'size': 10, 'color': 'blue'})

        plt.xlabel("x")
        plt.ylabel(r"$y=x^2$")
        plt.pause(0.1)
plt.ioff()
plt.show()

```

最终拟合数据:



## 1.7 TensorBoard

```

import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt

tf.set_random_seed(1)
x0 = tf.random_normal((100, 2), 2, 2, tf.float32, 0)
y0 = tf.zeros(100)
x1 = tf.random_normal((100, 2), -2, 2, tf.float32, 0)
y1 = tf.ones(100)
x = tf.reshape(tf.stack((x0, x1), axis=1), (200, 2))
y = tf.reshape(tf.stack((y0, y1), axis=1), (200, 1))
with tf.Session() as sess:
    x = sess.run(x)
    y = sess.run(y)

tf_x = tf.placeholder(tf.float32, x.shape)    # input x
tf_y = tf.placeholder(tf.int32, y.shape)      # input y

# neural network layers
l1 = tf.layers.dense(tf_x, 10, tf.nn.relu)    # hidden
                                           layer
output = tf.layers.dense(l1, 2)              # output
                                           layer

loss = tf.losses.sparse_softmax_cross_entropy(labels=tf_y,
                                                logits=output)    #
                                           compute cost
accuracy = tf.metrics.accuracy(               # return (acc,
                                                update_op), and create 2 local
                                                variables
    labels=tf.squeeze(tf_y), predictions=tf.argmax(
                                                output, axis=1),)[1]
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning_rate=0.05
)
train_op = optimizer.minimize(loss)

```

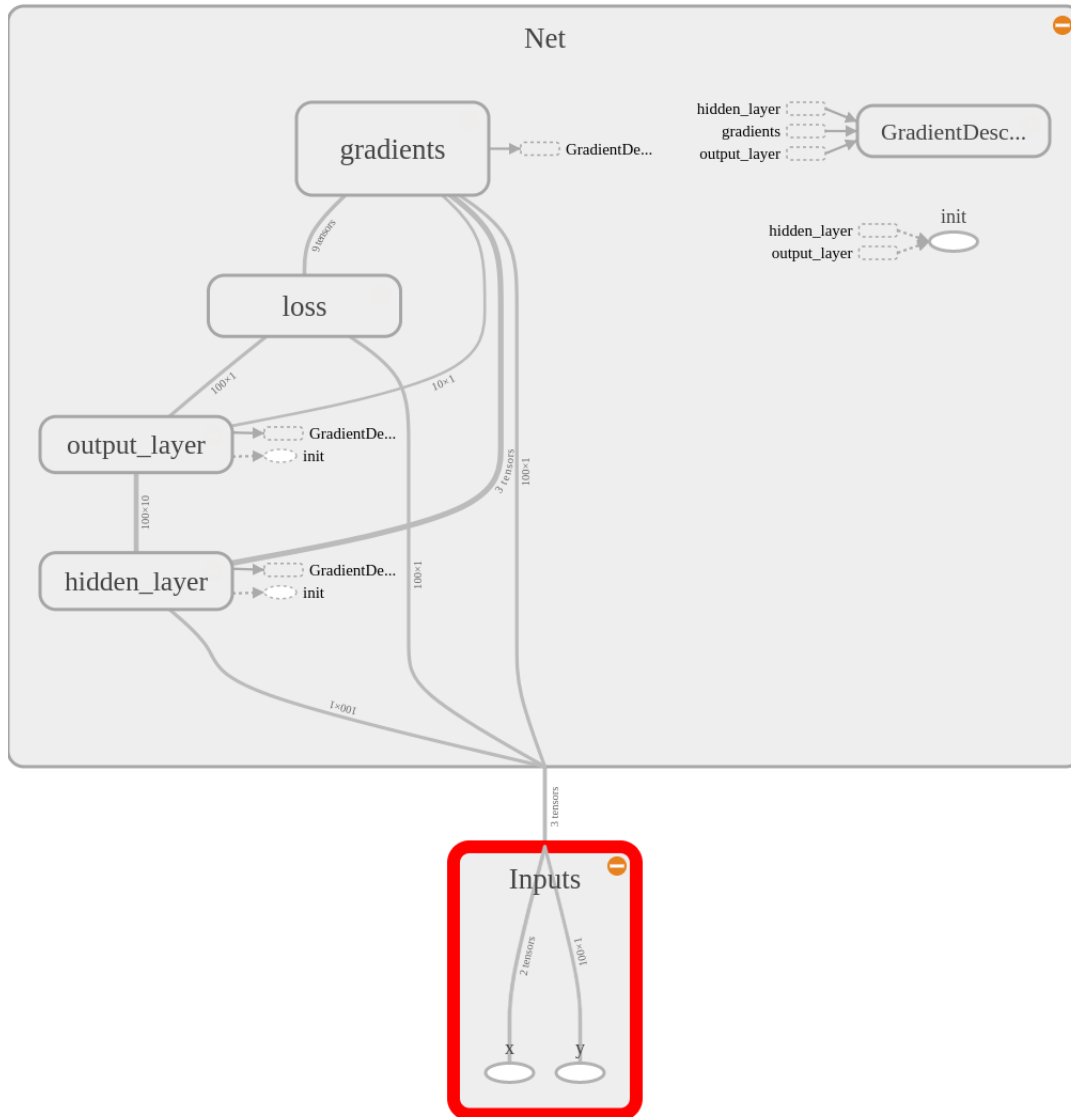
```
sess = tf.Session()

                                # control training and others
init_op = tf.group(tf.global_variables_initializer(), tf.
                    local_variables_initializer())
sess.run(init_op)              # initialize var in graph

plt.ion()    # something about plotting
for step in range(100):
    __, acc, pred = sess.run([train_op, accuracy, output], {tf_x:
                                                                x, tf_y: y})

    if step % 2 == 0:
        plt.cla()
        plt.scatter(x[:, 0], x[:, 1], c=pred.argmax(1), s=100,
                    lw=0, cmap='RdYlGn')
        plt.text(1.5, -4, 'Accuracy=%0.2f' % acc, fontdict={'size
                                                            ': 20, 'color': 'red'})

        plt.pause(0.1)
plt.ioff()
plt.show()
```



```
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
tf.set_random_seed(0)
np.random.seed(0)
x = np.linspace(-1, 1, 100).reshape(-1, 1)
noise = np.random.normal(0, 0.1, size=x.shape)
```

```

y = np.power(x,2)+noise
def gendata():
    t = np.linspace(-1,1,100).reshape(-1,1)
def save():
    print('This is save')
    tf_x = tf.placeholder(tf.float32,x.shape)
    tf_y = tf.placeholder(tf.float32,y.shape)
    l = tf.layers.dense(tf_x,10,tf.nn.relu)
    o = tf.layers.dense(l,1)
    loss = tf.losses.mean_squared_error(tf_y,o)
    train_op = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning_rate=0
                                                    .5).minimize(loss)

    sess = tf.Session()
    sess.run(tf.global_variables_initializer())
    saver = tf.train.Saver()
    for step in range(100):
        sess.run(train_op,{tf_x:x,tf_y:y})
        saver.save(sess,'params',write_meta_graph=False)
        pred,l = sess.run([o,loss],{tf_x:x,tf_y:y})
        plt.figure(1,figsize=(10,5))
        plt.subplot(121)
        plt.scatter(x,y)
        plt.plot(x,pred,'r-',lw=5)
        plt.text(-1,1.2,'save loss=%.4f'%l,fontdict={'size':15,'
                                                    color':'red'})
def reload():
    print('This is reload')
    tf_x = tf.placeholder(tf.float32,x.shape)
    tf_y = tf.placeholder(tf.float32,y.shape)
    l_ = tf.layers.dense(tf_x,10,tf.nn.relu)
    o_ = tf.layers.dense(l_,1)
    loss_ = tf.losses.mean_squared_error(tf_y,o_)
    sess = tf.Session()
    saver = tf.train.Saver()
    saver.restore(sess,'params')
    pred,l = sess.run([o_,loss_],{tf_x:x,tf_y:y})
    plt.subplot(122)
    plt.scatter(x,y)

```



```
plt.plot(x, pred, 'r-', lw=5)
plt.text(-1, 1.2, 'Reload Loss=%.4f'%l, fontdict={'size': 15, 'color': 'red'})

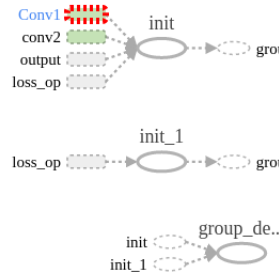
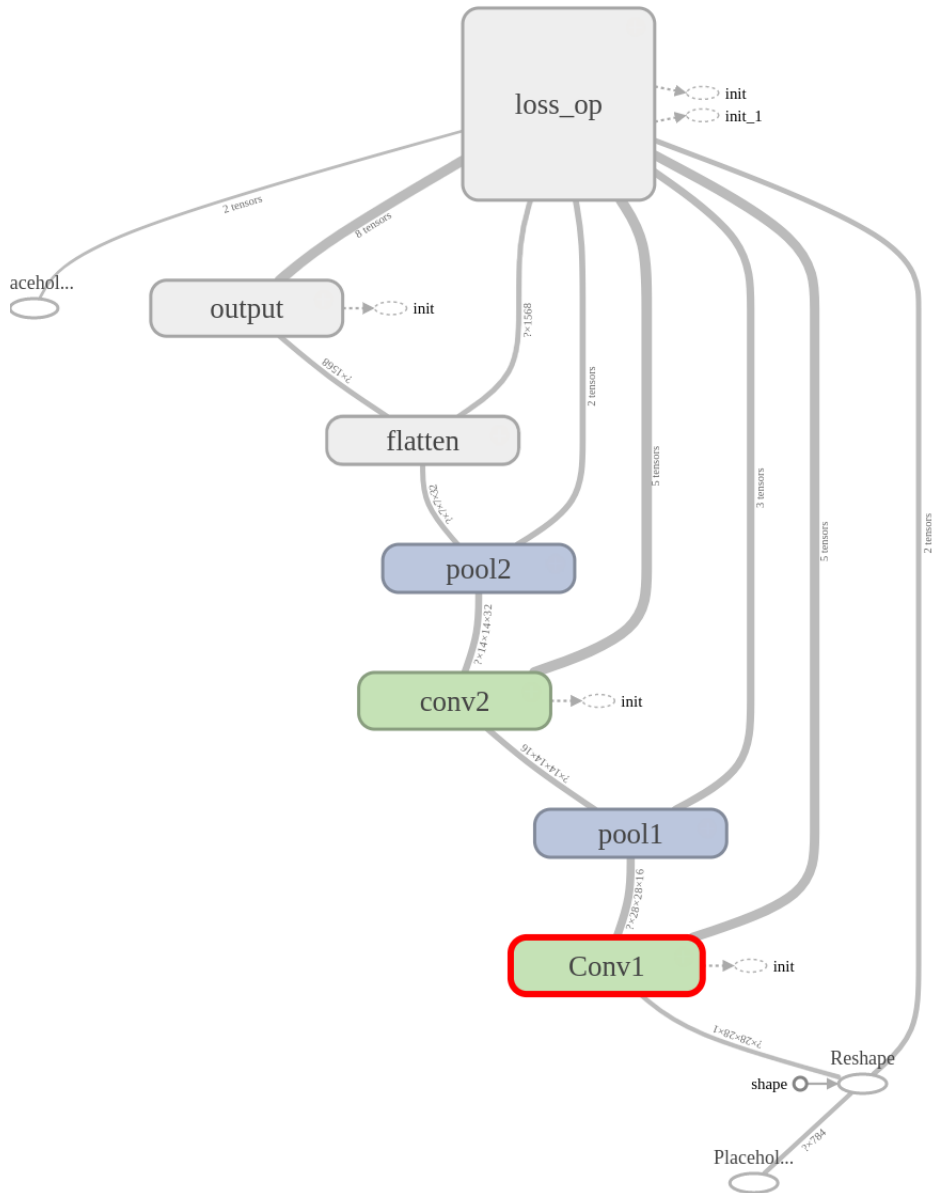
plt.show()
save()
tf.reset_default_graph()
reload()
```

## 1.8 CNN 手写体数据识别

### 1.8.1 mnist 数据集

手写体数据训练集有 55000 张手写体数据图片。测试集有 10000 张图片。每张图片是大小为  $32 \times 32$  的灰度图片。卷积神经网络结构：

- 第一层卷积层：卷积核 16 个，卷积核大小为  $5 \times 5$ , strides=1, padding 为 SAME，激活函数为 relu(输出大小为  $28 \times 28 \times 16$ )。
- 第一层池化层：池化层大小为 2, strides 为 2( $14 \times 14 \times 16$ )。第二层卷积层：卷积核 32, 大小为  $5 \times 5$ , strides=1, padding 为 SAME，激活函数为 relu。( $14 \times 14 \times 32$ )
- 第二层池化层：池化层大小为 2, strides 为 2( $7 \times 7 \times 32$ )。
- flatten:1568。



```
import tensorflow as tf
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from tensorflow.examples.tutorials.mnist import input_data
```

```
tf.set_random_seed(0)
np.random.seed(0)

BATCH_SIZE = 50
LR = 0.001
mnist = input_data.read_data_sets('/home/hpc/文档/mnist_tutorial
                                   /mnist', one_hot = True)

test_x = mnist.test.images[:2000]
test_y = mnist.test.labels[:2000]

tf_x = tf.placeholder(tf.float32, [None, 28*28])
images = tf.reshape(tf_x, [-1, 28, 28, 1])
tf_y = tf.placeholder(tf.int32, [None, 10])
with tf.variable_scope('Conv1'):
    conv1 = tf.layers.conv2d(
        inputs = images,
        filters = 16,
        kernel_size = 5,
        strides = 1,
        padding = 'same',
        activation = tf.nn.relu
    )
    tf.summary.histogram('conv1', conv1)
with tf.variable_scope('pool1'):
    pool1 = tf.layers.max_pooling2d(
        conv1,
        pool_size=2,
        strides =2
    )
    tf.summary.histogram('max_pool1', pool1)
with tf.variable_scope('conv2'):
    conv2 = tf.layers.conv2d(pool1, 32, 5, 1, 'SAME', activation=tf.
                               nn.relu)
    tf.summary.histogram('conv2', conv2)
with tf.variable_scope('pool2'):
    pool2 = tf.layers.max_pooling2d(conv2, 2, 2)
    tf.summary.histogram('max_pool', pool2)
with tf.variable_scope('flatten'):
```

```

        flat = tf.reshape(pool2, [-1, 7*7*32])
    with tf.variable_scope('output'):
        output = tf.layers.dense(flat, 10)
    with tf.variable_scope('loss_op'):
        loss = tf.losses.softmax_cross_entropy(onehot_labels=tf_y,
                                                logits=output)

        train_op = tf.train.AdamOptimizer(LR).minimize(loss)
        accuracy = tf.metrics.accuracy(labels = tf.argmax(tf_y, axis=
                                                            1), predictions=tf.argmax(
                                                                output, axis=1),) [1]

        tf.summary.scalar('loss', loss)
        tf.summary.scalar('accuracy', accuracy)
    sess = tf.Session()
    merge_op = tf.summary.merge_all()
    init_op = tf.group(tf.global_variables_initializer(), tf.
                        local_variables_initializer())

    sess.run(init_op)
    writer = tf.summary.FileWriter('./log', sess.graph)
    for step in range(600):
        b_x, b_y = mnist.train.next_batch(BATCH_SIZE)
        __, loss_, result = sess.run([train_op, loss, merge_op], {tf_x: b_x
                                                                , tf_y: b_y})

        writer.add_summary(result, step)
        if step%50 == 0:
            accuracy_, flat_representation = sess.run([accuracy, flat]
                                                        , {tf_x: test_x, tf_y:
                                                            test_y})

            print('Step:', step, '| train loss: %.4f' % loss_, '| test
                    accuracy: %.2f' % accuracy_
                    )

    test_output = sess.run(output, {tf_x: test_x[:10]})
    pred_y = np.argmax(test_output, 1)

```

---

## Tensorflow 进阶

---

### 2.1 模型存储和加载

- 生成 checkpoint 文件，扩展名一般为.ckpt, 通过在 `tf.train.Saver` 对象上调用 `Saver.saver()` 生成。它包含权重和其他程序中定义的变量，不包含图的结构。如果需要在另一个程序中使用，需要重建图形结构，并告诉 Tensorflow 如何处理这些权重。
- 生成 (graph proto file)，这是一个二进制文件，扩展名一般是.pb, 用 `tf.train.write_graph()` 保存图，只包含图形结构，不包含权重，然后使用 `tf.import_graph_def()` 加载图形。

## 2.2 用 GPU

在 Tensorflow 中 CPU,GPU 用字符串表示

- "cpu:0": 机器上的 CPU
- "gpu:0": 机器上的 GPU
- "gpu:1": 机器上的第二块 GPU

如果 TensorFlow 操作有 GPU 和 CPU 实现, GPU 将被优先指定, 例如 matmul 有 CPU 和 GPU 内核, 在系统上有 cpu:0 和 gpu:0,gpu:0 将优先运行 matmul。布置采集设备

找到你的操作和 tensor 上的设备, 创建一个会话 log\_device\_placement 配置设置为 True

```
import tensorflow as tf
a = tf.reshape(tf.linspace(-1.,1.,12),(3,4))
b = tf.reshape(tf.sin(a),(4,3))
c = tf.matmul(a,b)
with tf.Session() as sess:
    print(sess.run(c))
```

输出参数:

```
[[ 0.87280041  0.44710392  0.00666773]
 [ 0.43973413  0.44710392  0.4397341 ]
 [ 0.00666779  0.44710392  0.87280059]]
```

### 2.2.1 手工配置设备

如果你想将你的操作运行在指定的设备中而不由 tensorflow 是自动为你选择, 你可以用 tf.device 创建一个设备, 左右的操作将在同一个设备上指定。

```
import tensorflow as tf
with tf.device('/cpu:0'):
```

```

a = tf.constant([1.,2.,3.,4.,5.,6.],shape=(2,3),name='a')
b = tf.reshape(a,shape=(3,2))
c = tf.matmul(a,b)
with tf.Session(config=tf.ConfigProto(log_device_placement
                                       =True)) as sess:

    print(sess.run(c))

```

```

Device mapping:
/job:localhost/replica:0/task:0/gpu:0 -> device: 0, name: TITAN Xp, pci bus id: 0000:06:00.0
/job:localhost/replica:0/task:0/gpu:1 -> device: 1, name: TITAN Xp, pci bus id: 0000:05:00.0
Reshape: (Reshape): /job:localhost/replica:0/task:0/cpu:0
MatMul: (MatMul): /job:localhost/replica:0/task:0/cpu:0
Reshape/shape: (Const): /job:localhost/replica:0/task:0/cpu:0
a: (Const): /job:localhost/replica:0/task:0/cpu:0
[[ 22.  28.]
 [ 49.  64.]]

```

正如你看到的 a,b 被复制到 cpu:0, 因为设备没有明确指定, Tensorflow 将选择操作和可用的设备 (gpu:0)

### 2.2.2 允许 GPU 的内存增长

默认情况下 Tensorflow 将映射所有的 CPUs 的显存到进程上, 用相对精确的 GPU 内存资源减少内存的碎片化会更高效。通常有些程序希望分贝可用内存的一部分, 或者增加内存的需要两。在会话中 tensorflow 提供了两个参数 控制它。第一个参数是 allow\_growth 选项, 根据运行情况分配 GPU 内存: 它开始分配很少的内存, 当 Session 开始运行 需要更多 GPU 内存是, 我们同感 Tensorflow 程序扩展 GPU 的内存区域。注意我们不释放内存, 因此这可能导致更多的内存碎片。为了开启这个选项, 可以通过下面的设置

```

config = tf.ConfigProto()
config.gpu_option.allow_growth = True
sess = tf.Session(config=config, ...)

```

第二种方法是 per\_process\_gpu\_memory\_fraction 选项, 决定 GPU 总体内存中多少应给被分配, 例如你可以告诉 Tensorflow 分配 40% 的 GPU 总体内存。

```

config = tf.ConfigProto()
config.gpu_option.per_process_gpu_memory_fraction = 0.4

```

```
sess = tf.Session(config = config)
```

如果你想限制 Tensorflow 程序的 GPU 使用量, 这个参数是很有用的。

在多 GPU 系统是使用 GPU

如果你的系统上有超过一个 GPU, 你的 GPU 的抵消的 ID 将被默认选中, 如果你想运行在不同的 GPU 上, 你需要指定 你想要执行运算的 GPU

```
import tensorflow as tf
with tf.device('/gpu2:0'):
    a = tf.constant([1., 2., 3., 4., 5., 6.], shape = (2, 3), name = 'a')
    b = tf.reshape(a, shape=(3, 2))
    c = tf.matmul(a, b)
    with tf.Session(config = tf.ConfigProto(log_device_placement
                                             =True)) as sess:
        print(sess.run(c))
```

如果你指定的设备不存在, 你将得到一个 `InvalidArgumentError`:

```
InvalidArgumentError (see above for traceback): Cannot assign a device for operation 'Reshape': Operation was explicitly assigned to /device:GPU:2 but available devices are [ /job:localhost/replica:0/task:0/cpu:0, /job:localhost/replica:0/task:0/gpu:0, /job:localhost/replica:0/task:0/gpu:1 ]. Make sure the device specification refers to a valid device.
[[Node: Reshape = Reshape[T=DT_FLOAT, Tshape=DT_INT32, _device="/device:GPU:2"](a, Reshape/shape)]]
```

如果你想 Tensorflow 在万一指定的设备不存在时自动选择一个存在的设备, 你可以在创建会话时配置中设置 `allow_soft_placement` 为 `True`

```
with tf.device('/gpu:2'):
    a = tf.constant([1., 2., 3., 4., 5., 6.], shape = [3, 2], name = 'a')
    b = tf.constant([1., 2., 3., 4., 5., 6.], shape = [2, 3], name = 'b')
    c = tf.matmul(a, b)
    with tf.Session(config = tf.ConfigProto(allow_soft_placement=
                                             True, log_device_placement=True))
        as sess:
        print(sess.run(c))
```

```
Device mapping:
/job:localhost/replica:0/task:0/gpu:0 -> device: 0, name: TITAN Xp, pci bus id: 0000:06:00.0
/job:localhost/replica:0/task:0/gpu:1 -> device: 1, name: TITAN Xp, pci bus id: 0000:05:00.0
Reshape: (Reshape): /job:localhost/replica:0/task:0/gpu:0
MatMul: (MatMul): /job:localhost/replica:0/task:0/gpu:0
Reshape/shape: (Const): /job:localhost/replica:0/task:0/gpu:0
a: (Const): /job:localhost/replica:0/task:0/gpu:0
[[ 22.  28.]
 [ 49.  64.]]
```



### 用多 GPU

如果你想在多张 GPU 上运行 Tensorflow, 你可以在 multi-tower fashion 上构造你的模型, 每个 tower 被指定到不同的 GPU 上。例如:

```
c = []
for d in ['/gpu:0', '/gpu:1']:
    with tf.device(d):
        a = tf.constant([1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0, 6.0], shape=[2, 3])
        b = tf.constant([1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0, 6.0], shape=[3, 2])
        c.append(tf.matmul(a, b))
    with tf.device('/cpu:0'):
        sum = tf.add_n(c)
    # Creates a session with log_device_placement set to True.
sess = tf.Session(config=tf.ConfigProto(allow_soft_placement=True, log_device_placement=True))
    # Runs the op.
print(sess.run(sum))
sess.close()
```



---

## 常用的 python 模块

---

### 3.1 Argparse

argparse 模块是一个用户友好的命令行接口，当用户每有给定可用的参数时，argprser 能自动生成帮助和使用信息。

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser(description='Process some
                                integers.')
parser.add_argument('integers', metavar='N', type=int, nargs='+',
                    help='an integer for the
                    accumulator')
parser.add_argument('--sum', dest='accumulate', action='
                    store_const', const=sum, default=
                    max, help='sum the integers(
                    default: find the max)')

args = parser.parse_args()
print(args.accumulate(args.integers))
```

```
hpc@hpc-322:~/TensorFlow_Notebook$ vim code/demo1.py
hpc@hpc-322:~/TensorFlow_Notebook$ python code/demo1.py
usage: demo1.py [-h] [--sum] N [N ...]
demo1.py: error: the following arguments are required: N
hpc@hpc-322:~/TensorFlow_Notebook$ python code/demo1.py 1 2 3 4
4
hpc@hpc-322:~/TensorFlow_Notebook$ python code/demo1.py --sum 1 2 3 4
10
```

代码能根据传入的参数选择相应的函数计算。

- 创建一个 parser
- 增加 arguments
- 解析参数

### 3.1.1 ArgumentParser 对象

```
class argparse.ArgumentParser(prog=None, usage=None, description=None,
                               epilog=None, parents=[], formatter_class=argparse.HelpFormatter, prefix_chars='-',
                               fromfile_prefix_chars=None, argument_default=None, conflict_handler='error',
                               add_help=True, allow_abbrev=True)
```

- prog: 程序的名字 (默认为 sys.argv[0])
- usage: 描述程序用法的字符串。(默认同感 arguments 增加到 parser)
- description: argument 帮助前的文本展示。(默认为:None)
- epilog: argument 帮助之后的文本展示。(默认为:None)
- parents: 应该被包含的列表对象。
- formatter\_class: 自定义输出帮助类。
- prefix\_chars: 参数前面的字符。(默认为 '-')
- fromfile\_prefix\_chars: 应该被读的文件字符串。
- argument\_default: 参数的全局值。(default:None)
- conflict\_handler: 解决冲突选项的策略。(通常不是必需的)
- add\_help: 增加 -h/-help 选项到 parser。(默认为 True)
- allow\_abbrev: 如果缩略不冲突, 可以允许长的选项被缩略。(默认为 True)

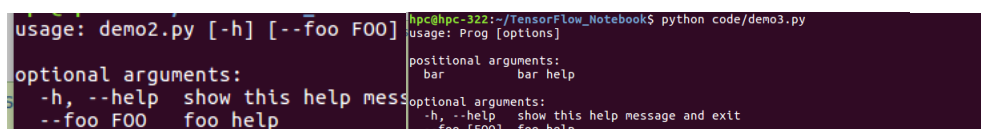
## 3.1.2 prog

默认情况下 ArgumentParser 对象用 `sys.argv[0]` 决定如何显示程序的名字。

```
#filename: arg1.py
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("echo")
args = parser.parse_args()
print(args.echo)
```

默认情况下 ArgumentParser 从包含用法信息的参数计算 usage message。

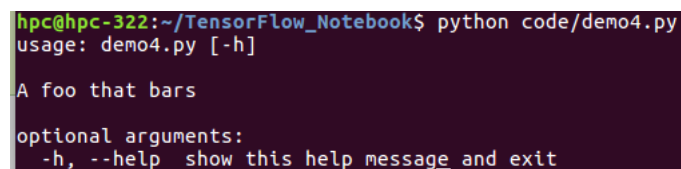
```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument('--foo', help='foo help')
args = parser.parse_args()
```



(a) name of the subfigure      (b) name of the subfigure

大多数的 ArgumentParser 构造体用 `description=` 关键字，这个参数给出一个简单的程序说明其如何工作的。在帮助信息中表述在命令行和帮助信息之间。

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser(description='A foo that bars')
parser.print_help()
```



一些程序喜欢在参数表述后添加一些额外的信息说明，这些说明可以同感 ArgumentParser 中的 `epilog=` 参数指定。

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser(description='A foo that bars',
                                epilog="And that's how you'd foo a bar")
parser.print_help()
```

```
hpc@hpc-322:~/TensorFlow_Notebook$ python code/demo5.py
usage: demo5.py [-h]

A foo that bars

optional arguments:
  -h, --help  show this help message and exit

And that's how you'd foo a bar
```

有时候一些 parser

共享一些参数, 相比于重复定义这些参数, 一个单个的 parser 同感传递 parents 给 ArgumentParser。parents= 参数得到一个 ArgumentParser 对象的列表对象, 从中收集所有的位置和选项行为

```
>>> parent_parser = argparse.ArgumentParser(add_help=False)
>>> parent_parser.add_argument('--parent', type=int)

>>> foo_parser = argparse.ArgumentParser(parents=[parent_parser])
>>> foo_parser.add_argument('foo')
>>> foo_parser.parse_args(['--parent', '2', 'XXX'])
Namespace(foo='XXX', parent=2)

>>> bar_parser = argparse.ArgumentParser(parents=[parent_parser])
>>> bar_parser.add_argument('--bar')
>>> bar_parser.parse_args(['--bar', 'YYY'])
Namespace(bar='YYY', parent=None)
```

大多数的 parent parser 指定 add\_help=False, 因此 ArgumentParser 将看到两个帮助选项 (一个在 parent 一个在 child) 同时报错。你必须在通过 parsers= 传递前必须完全初始化 parser, 如果你在 child parser 改变 parent parsers, 改变将不被反映到 child。输入:

```
hpc@hpc322:~/文档/Tensorflow$ python code/arg1.py
usage: arg1.py [-h] echo
arg1.py: error: the following arguments are required: echo

hpc@hpc322:~/文档/Tensorflow$ python code/arg1.py -h
usage: arg1.py [-h] echo

positional arguments:
  echo

optional arguments:
  -h, --help  show this help message and exit
```

add\_argument 方法指定程序需要接受的命令参数, 本例中为 echo, 此程序运行必须指定一个参数, 方法 parse\_args() 同感分析指定的参数返回数据 echo。

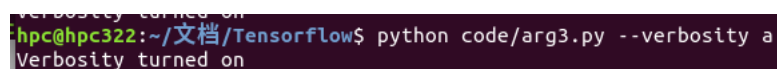
```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("echo", help="show the help information", type
                    =int)

args = parser.parse_args()
print(args.echo**2)
```

指定参数类型为 int，默认为 string。

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("--verbosity", help="increase output
                    verbosity")

args = parser.parse_args()
if args.verbosity:
    print("Verbosity turned on")
```



```
hpc@hpc322:~/文档/Tensorflow$ python code/arg3.py --verbosity a
Verbosity turned on
```

这里指定了--verbosity 程序就显示一些信息，如果不指定程序也不会出错，对应的变量就被设置为 None。

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("--verbosity", help="increase output
                    verbosity", action="store_true")

args = parser.parse_args()
if args.verbosity:
    print("Verbosity turned on")
```

指定一个新的关键词 action，赋值为 store\_true。如果指定了可选参数，args.verbose 就赋值为 True，否则就为 False。

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("-v", "--verbose", help="Increase output
                    verbosity", action="store_true")

args = parser.parse_args()
if args.verbose:
    print("verbosity turned on")
```

```
hpc@hpc322:~/文档/Tensorflow$ python code/arg4.py --help
usage: arg4.py [-h] [-v]

optional arguments:
  -h, --help      show this help message and exit
  -v, --verbose   Increase output verbosity
```

```
#args5.py
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("square", type=int, help="display help
                    information")
parser.add_argument("-v", "--verbose", action="store_true", help="
                    increase output verbosity")

args = parser.parse_args()
answer = args.square**2
if args.verbose:
    print("The square of {} equals {}".format(args.square, answer
    ))
else:
    print(answer)
```

输入参数 `-verbose` 和整数 (4) 顺序不影响结果。python `args5.py -verbose 4` 和 python `args5.py 4 -verbose`

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("square", type=int, help="display a square of
                    a given number")
parser.add_argument("-v", "--verbosity", type=int, help="increase
                    output verbosity")

args = parser.parse_args()
answer = args.square**2
if args.verbosity == 2:
    print("The square of {} equals {}".format(args.square, answer
    ))
elif args.verbosity == 1:
    print("{}^2=={}".format(args.square, answer))
else:
    print(answer)
```



python args6.py 4 -v 0,1,2 通过指定不同的参数 v 为 0,1,2 得到不同的结果。

```
#arg7.py
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("square", type=int, help="display the square
                    of a given number")
parser.add_argument("-v", "--verbosity", action="count", help="
                    increase output verbosity")

args = parser.parse_args()
answer = args.square**2
if args.verbosity == 2:
    print("The square of {} equals {}".format(args.square, answer
                                              ))
elif args.verbosity == 1:
    print("{}^2 == {}".format(args.square, answer))
else:
    print(answer)
```

这里添加参数 action="count", 统计可选参数出现的次数。python arg7.py 4 -v(出现一次), 对应结果为 x^2 == 16

python arg7.py 4 -vv(出现两次), 对应出现 The square of 4 equals 16

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("square", type=int, help="display a square of
                    a given number")
parser.add_argument("-v", "--verbosity", action="count", default =
                    0, help="increase output
                    verbosity")

args = parser.parse_args()
answer = args.square**2
if args.verbosity>=2:
    print("The square of {} equals {}".format(args.square, answer
                                              ))
elif args.verbosity>=1:
    print("{}^2 == {}".format(args.square, answer))
else:
```

```
print(answer)
```

加速让 default 参数。这只默认为值 0, 当参数 v 不指定时参数就被置为 None, None 不能和整型比较。

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
parser.add_argument("x", type=int, help="The base")
parser.add_argument("y", type=int, help="The exponent")
parser.add_argument("-v", "--verbosity", action="count", default=0)
args = parser.parse_args()
answer = args.x**args.y
if args.verbosity >= 2:
    print("{} to the power {} equals {}".format(args.x, args.y,
                                                  answer))
elif args.verbosity >= 1:
    print("{}^{} = {}".format(args.x, args.y, answer))
else:
    print(answer)
```

为了让后面的参数不冲突, 我们需要使用另一个方法:

```
#args10.py
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
group = parser.add_mutually_exclusive_group()
parser.add_argument("-v", "--verbose", action="store_true")
group.add_argument("-q", "--quit", action="store_true")
parser.add_argument("x", type=int, help="The base")
parser.add_argument("y", type=int, help="The exponent")
args = parser.parse_args()
answer = args.x**args.y
if args.quit:
    print(answer)
elif args.verbose:
    print("{} to the power {} equals {}".format(args.x, args.y,
                                                  answer))
else:
    print("{}^{} = {}".format(args.x, args.y, answer))
```

可以输入 `python arg10.py 3 4 -vq` 得到计算结果。

```
import argparse
parser = argparse.ArgumentParser()
group = parser.add_mutually_exclusive_group()
group.add_argument("-v", "--verbose", action="store_true")
group.add_argument("-q", "--quit", action="store_true")
parser.add_argument("x", type=int, help="The base")
parser.add_argument("y", type=int, help="The exponent")
args = parser.parse_args()
answer = args.x**args.y
if args.quit:
    print(answer)
elif args.verbose:
    print("{} to the power {} equals {}".format(args.x, args.y,
                                                answer))
else:
    print("{}^{} = {}".format(args.x, args.y, answer))
```

这里参数 `v` 和 `q` 不能同时使用。



---

## Tensorflow API

---

### 4.1 tf.squeeze

`tf.squeeze(input,axis=None,name=None,squeeze_dims=None)` 说明: 从指定的 Tensor 中移除 1 维度。

- `input:tensor`, 输入 Tensor。
- `axis`: 列表, 指定需要移除的位置的列表, 默认为空列表 `[]`, 索引从 0 开始 `squeeze` 不为 1 的索引会报错。
- `name:caozuoide 名字`
- `squeeze_dims`: 否决当前轴的参数。
- 返回一个 Tensor, 形状和 `input` 相同, 包含和 `input` 相同的数据, 但是不包含有 1 的元素。
- 异常: `squeeze_dims` 和 `axis` 同时指定时会有 `ValueError`。

```
# 't' is a tensor of shape [1, 2, 1, 3, 1, 1]
shape(squeeze(t)) ==> [2, 3]
# 't' is a tensor of shape [1, 2, 1, 3, 1, 1]
```

```
shape(squeeze(t, [2, 4])) ==> [1, 2, 3, 1]
```

## 4.2 tf.stack

`stack(values,axis=0,name='stack')`: stack 一个  $n$  维 tensor 为  $n+1$  维 tensor。给定一个长度为  $N$  的形状为  $(A,B,C)$  的 tensor, 如果 `axis==0` 输出 tensor 的形状为  $(N,A,B,C)$ , 如果 `axis==1`, 输出 tensor 的形状为  $(A,N,B,C)$

```
# 'x' is [1,4]
```

```
# 'y' is [3,6]
```

```
# 'z' is [3,6]
```

```
stack([x,y,z])==>[[1,4],[2,5],[3,6]]
```

```
stack(x,y,z,axis=1)==>[[1,2,3],[4,5,6]]
```

```
tf.stack([x,y,z]) = np.asarray([x,y,z])
```

参数:

- 一个 Tensor 列表。
- 整数, 默认为 0, 支持负坐标。
- 操作的名字。

S 一个 stack 的 Tensor。

S ValueError: 如果 axis 超过  $[-(R+1), R+1)$

Example

```
import tensorflow as tf
x = tf.constant([1,4])
y = tf.constant([2,5])
z = tf.constant([3,6])
r1 = tf.stack([x,y,z])
r2 = tf.stack([x,y,z],axis=1)
with tf.Session() as sess:
    print(sess.run(r1).shape)
    print(sess.run(r2).shape)
```

### 4.3 tf.metrics

`accuracy(labels,predictions,weights=None,metrics_collections,updates_collections=None,name=`

- labels:tensor, 和 predictions 的形状相同, 代表真实值。
- predictions:tensor, 代表预测值。
- weights:tensor, rank 可以为 0 或者 labels 的 rank, 必须能和 label 广播 (所有的维度必须是 1, 或者和 labels 维度相同)
- metrics\_collection:accuracy 应该被增加的一个 collection 列表选项。
- update\_collections:update\_op 应该添加的选项列表。
- name:variable\_scope 名字选项。
- accuracy: 返回值 tensor, 代表精度, 总共预测对的和总数的商。
- update\_op: 返回值适当增加 total 和 count 变量和 accuracy 匹配。
- ValueError: 异常如果 predictions 和 labels 有不同的形状, 或者 weight 不是 None 它的形状不合 prediction 匹配, 或者 metrics\_collections 会哦这 updates\_collections 不是一个 list 或者 tuple。

### 4.4 tf.reshape

`tf.reshape(tensor,shape,name=None)`

- Tensor: 一个 Tensor。
- shape: 一个列表, 数值类型为 int32 或者 int64
- name: 操作的名字。

S 指定形状的 Tensor。

```
import tensorflow as tf
a = tf.linspace(0., 9., 10)
b = tf.reshape(a, [2, 5])
with tf.Session() as sess:
    a = sess.run(a)
    b = sess.run(b)
print(a.shape)
print(b.shape)
```



## 4.5 tf.image

### 4.5.1 tf.image.decode\_gif

`tf.image.decode_gif(contents,name=None)`

- contents: 一个字符串 Tensor, GIF 编码的图像。
- name: 操作的名字。
- 返回一个 8 位无符号的 Tensor, 四维形状为 [num\_frames,height,width,3], 通道顺序是 RGB。

### 4.5.2 tf.image.decode\_jpeg

`tf.image.decode_jpeg(contents,channels=None,ratio=None,fancy_upscaling=None,try_recover_truncated=None,acceptable_fraction=None,dct_mctched=None,name=None)`  
解码 JPEG 编码的图像为无符号的 8 位整型 tensor。

- contents: 一个字符串 tensor, JPEG 编码的图像。
- channels: 一个整数默认为, 0 代表编码图像的通道数 (JPEG 编码的图像), 1 代表灰度图, 3 带秒 RGB 图。
- ratio: 一个整数, 默认为 1, 取值可以是 1,2,4,8, 表示缩减图像的比例。
- fancy\_upscaling:bool 型, 默认为 True, 表示用慢但是更好的提高色彩浓度。
- try\_recover\_truncated:bool 型, 默认是 False, 如果时 True 尝试从截断的输入恢复图像。
- acceptable\_fraction:float 型, 默认是 1, 可接受的最小的截断输入的因子。

- `dct_method`:string 类型, 默认为""。指定一个解压算法, 默认是"" 由系统自行指定。可用的值有 ["INTEGER\_FAST","INTEGER\_ACCURATE"]
- `name`: 操作的名字。
- 返回值为一个 8 位无符号整型 Tensor, 3 维形状 [height,width,channels]

### 4.5.3 tf.image.encode\_jpeg

`tf.image.encode_jpeg(image,format=None,quality=None,progressive=None,optimize_size=None,chroma_downsampling=None,density_unit=None,x_density=None,y_density=None,xmp_metadata=None,name=None)`

- `image`: 一个 3 维 [height,width,channels], 8 位无符号整型 Tensor。
- `format`:string 类型, 可以为"", "grayscale", "rgb", 默认为""。如果 `format` 没有指定或者不为空字符串, 默认格式从 `image` 的通道中选, 1: 输出灰度图, 3: 输出 RGB 图。
- `quality`: 整型, 默认值为 95, 代表压缩质量值 [0,100], 值越大越好, 单速度越慢。
- `optimize_size`:bool 型, 默认为 False, 如果为 True 用 CPU/RAM 减少尺寸同时保证质量。
- `chroma_downsampling`:bool 型, 默认为 True。
- `density_unit`: 一个字符串, 可以为"in", "cm", 指定 `x_density` 和 `y_density`.in 每 inch 的像素, cm 表示每厘米的像素。
- `x_density`: 一个整数, 默认为 300, 每个 density 单位的水平像素。
- `y_density`: 一个整数, 默认为 6300, 数值方向上每 density 单位的像素。
- `xmp_metadata`:string 类型, 默认为"", 如果为空, 嵌入 XMP metadata 到图像头部。
- `name`: 操作的名字。

- name: 操作的名字。
- 返回 0 维字符串型 JPED 编码的 Tensor。

#### 4.5.4 tf.image.decode\_png

`tf.image.decode_png(contents,channels=None,dtype=None,name=None)`

解码 PNG 编码的图像为 8 位或者 16 位无符号整型 Tensor。

- contents: 一个 0 维 PNG 编码的图像的字符串的 Tensor。
- channels: 整型默认为 0, 代表解码图像的通道,0 用 PNG 编码图像数, 1: 代表输出灰度图像。3: 代表输出 RGB 图像。4: 输出 RGBA 图像。
- dtype:tf.DType, 值可以为 tf.uint8,tf.uint16, 默认为 tf.uint8。
- name: 操作的名字。
- 返回 3 维 [height,width,channels] 的 Tensor。

#### 4.5.5 tf.image.encode\_png

`tf.image.encode_png(image,compression=None,name=None)`

- 一个 8 位或者 16 位的 3 维 Tensor, 形状为 [height,width,channels]
- compression: 一个整数, 默认为-1, 表示压缩等级。
- name: 操作的名字。
- 返回一个 0 维 string 型的 PNG-encoded 的 Tensor。

#### 4.5.6 tf.image.decode\_image

`tf.image.decode_image(contents,channels=None,name=None)`

- contents:0 维编码图像的字符串。
- channels: 整数, 默认为 0, 解码图像的通道数。

- name: 操作的名字。
- 返回 JPEG,PNG 的 8 位无符号的形状为 [height,width,num\_channels], GIF 文件的形状为 [num\_frames,height,width,3]
- ValueError: 通道数不正确。

#### 4.5.7 tf.image.resize\_images

`tf.image.resize_images(images,size,method=ResizeMethod.BILINEAR,align_corners=False)`

- images: 形状为 [batch,height,width,channels]4 维 Tensor,3 为 Tensor, 形状为 [height,width,channels]
- size: 一位 32 整型 Tensor 元素为 new\_height,new\_width, 新的图像尺寸。
- method:ResizeMethod, 默认为 ResizeMethod.BILINEAR
  - ResizeMethod.BILINEAR: 二进制插值。
  - ResizeMethod.NEAREST\_NEIGHBOR:
  - ResizeMethod.BICUBIC:
  - ResizeMethod.AREA:
- align\_corners:bool 型, 如果为真提取对齐四个角, 默认为 False。
- 异常
  - ValueError: 图像形状和函数要求的不一樣。
  - ValueError:size 是不可以用的形状或者类型。
  - ValueError: 指定的方法不支持。
- 如果图像是 4 维 [batch,new\_height,new\_width,channels], 如果图像是 3 维, 形状为 [new\_height,new\_width,channels]