百度不行就谷歌，然后是看文档http://devdocs.io/tensorflow~python/

Author：Liang Haozan

CreateDate：2018/4/11

LastModifyDate：2018/4/19

1. Tensorflow基本运作原理

·使用图 (graph) 来表示计算任务.

·在被称之为 会话 (Session) 的上下文 (context) 中执行图.

·使用 tensor 表示数据.

·通过 变量 (Variable) 维护状态.

·使用 feed 和 fetch 可以为任意的操作(arbitrary operation) 赋值或者从其中获取数据.

计算图

TensorFlow 程序通常被组织成一个构建阶段和一个执行阶段. 在构建阶段, op 的执行步骤 被描述成一个图. 在执行阶段, 使用会话执行执行图中的 op.

构建图

构建图的第一步, 是创建源 op (source op). 源 op 不需要任何输入, 例如 常量 (Constant). 源 op 的输出被传递给其它 op 做运算.

Python 库中, op 构造器的返回值代表被构造出的 op 的输出, 这些返回值可以传递给其它 op 构造器作为输入.

TensorFlow Python 库有一个默认图 (default graph), op 构造器可以为其增加节点.

阅读 [Graph 类](http://wiki.jikexueyuan.com/project/tensorflow-zh/api_docs/python/framework.html) 文档 来了解如何管理多个图.

在一个会话中启动图sess.run(fetch,feed)

构造阶段完成后, 才能启动图. 启动图的第一步是创建一个 Session 对象, 如果无任何创建参数, 会话构造器将启动默认图.

欲了解完整的会话 API, 请阅读[Session 类](http://wiki.jikexueyuan.com/project/tensorflow-zh/api_docs/python/client.html).

·交互式使用

为了便于使用诸如 [IPython](http://ipython.org/) 之类的 Python 交互环境, 可以使用 [InteractiveSession](http://wiki.jikexueyuan.com/project/tensorflow-zh/api_docs/python/client.html) 代 替 Session 类, 使用 [Tensor.eval()](http://wiki.jikexueyuan.com/project/tensorflow-zh/api_docs/python/framework.html) 和 [Operation.run()](http://wiki.jikexueyuan.com/project/tensorflow-zh/api_docs/python/framework.html) 方法代替 Session.run(). 这样可以避免 使用一个变量来持有会话.

·Tensor

TensorFlow 程序使用 tensor 数据结构来代表所有的数据, 计算图中, 操作间传递的数 据都是 tensor. 你可以把 TensorFlow tensor 看作是一个 n 维的数组或列表. 一个 tensor 包含一个静态类型 rank, 和 一个 shape.

·变量

[Variables](http://wiki.jikexueyuan.com/project/tensorflow-zh/how_tos/variables/index.html) for more details. 变量维护图执行过程中的状态信息. 下面的例子演示了如何使 用变量实现一个简单的计数器.

·Fetch

为了取回操作的输出内容, 可以在使用 Session 对象的 run() 调用 执行图时, 传入一些 tensor, 这些 tensor 会帮助你取回结果.

·Feed

上述示例在计算图中引入了 tensor, 以常量或变量的形式存储. TensorFlow 还提供了 feed 机制, 该机制 可以临时替代图中的任意操作中的 tensor 可以对图中任何操作提 交补丁, 直接插入一个 tensor.

feed 使用一个 tensor 值临时替换一个操作的输出结果. 你可以提供 feed 数据作 为 run() 调用的参数. feed 只在调用它的方法内有效, 方法结束, feed 就会消失. 最常见 的用例是将某些特殊的操作指定为 "feed" 操作, 标记的方法是使用 tf.placeholder() 为 这些操作创建占位符.

 如果没有正确提供 feed, 即shape对不上或者类型不对，placeholder() 操作将会产生错误.

1. x=tf.placeholder("float",[None,784])

placeholder占位符，可以先创建可以任意维度的矩阵，待以后输入；None在这里表示第一维可以是任意大小的，float是数据类型

还可以是input=tf.placeholder(tf.float32)

创建了各种形式的常量和变量后，但TensorFlow 同样还支持占位符。占位符并没有初始值，它只会分配必要的内存。在会话中，占位符可以使用 feed\_dict 馈送数据。

feed\_dict是一个字典，在字典中需要给出每一个用到的占位符的取值，取值可以是Tensor，也可以是List（默认应该会装换类型&reshape一下，但是要保证list的类型和转成array的shape是相对应的）。在训练神经网络时需要每次提供一个批量的训练样本，如果每次迭代选取的数据要通过常量表示，那么TensorFlow 的计算图会非常大。因为每增加一个常量，TensorFlow 都会在计算图中增加一个结点。所以说拥有几百万次迭代的神经网络会拥有极其庞大的计算图，而占位符却可以解决这一点，它只会拥有占位符这一个结点。

1. **import** tensorflow as tf
2. w1=tf.Variable(tf.random\_normal([1,2],stddev=1,seed=1))
3. **print**(w1.shape)
4. #因为需要重复输入x，而每建一个x就会生成一个结点，计算图的效率会低。所以使用占位符
5. x=tf.placeholder(tf.float32,shape=(1,2))
6. **print**(x.shape)
7. x1=tf.constant([[0.7,0.9]])
8. **print**(x1.shape)
9. a=x+w1
10. b=x1+w1
11. sess=tf.Session()
12. sess.run(tf.global\_variables\_initializer())
13. input\_lsit=[[0.7,0.9]] #是一个list但是可以作为feed\_dict中张量的取值
14. #运行y时将占位符填上，feed\_dict为字典，变量名不可变
15. y\_1=sess.run(a,feed\_dict={x:input\_lsit})
16. y\_2=sess.run(b)
17. **print**(y\_1)
18. **print**(y\_2)
19. sess.close
20. a=tf.constant([1.0,2.0],name="a")

constant生成tf的常量

constant （

value ，

dtype = None ，

shape = None ，

name = 'Const' ，

verify\_shape = False

）

value：输出类型 dtype 的常量值 (或列表)。

dtype：所得张量的元素类型。

shape：所得张量的可选维度。

name：张量的可选名称。

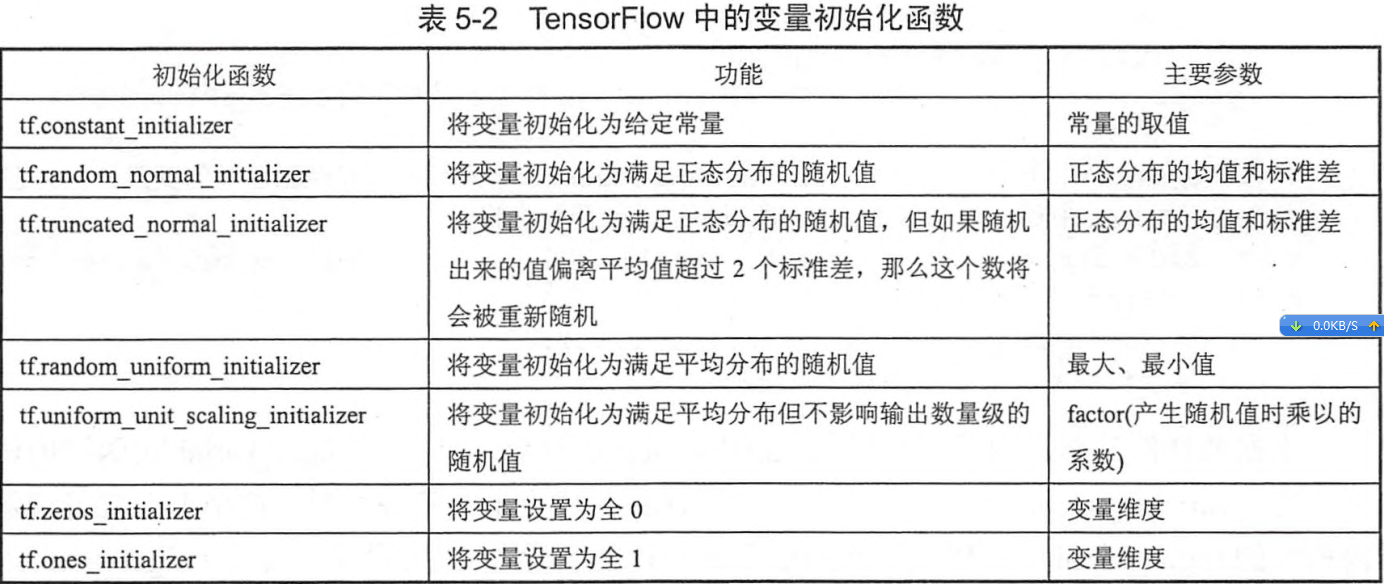
verify\_shape：布尔值，可以验证数值的形状。

1. with tf.device('/gpu:0'):

指定设备，cpu:0,gpu:0等

1. v=tf.get\_variable("v",shape=[1],initializer=tf.zeros\_initializer())

创建或者获取变量，指定名称、维度、初始化函数



PS：初始化函数去掉initializer后可以直接将tf.constant()、tf.random\_normal()、tf.truncated\_normal()等作为参数传进tf.Variable()函数直接获取张量

1. tf.global\_variables\_initializer().run()

运行初始化函数，初始化变量

1. tf.Variable

tf.Variable(initial\_value, trainable=True, collections=None, validate\_shape=True, name=None)



生成变量，支持不同参数，可以是整数，浮点数，矩阵

实例：

1. a1 = tf.Variable(tf.random\_normal(shape=[2,3], mean=0, stddev=1), name='a1')
2. a2 = tf.Variable(tf.constant(1), name='a2')
3. a3 = tf.Variable(tf.ones(shape=[2,3]), name='a3')

输出变量的值：

<https://vimsky.com/article/3675.html>

1. new\_value = tf.add(state, one)

加法运算器

1. update = tf.assign(state, new\_value)

用new\_value替换state，类似还有assign\_add(state,value):state+=value;assign\_sub()

1. sess=tf.Session()

创建session对象，来计算图

1. sess.run(state)

到这一步计算才被执行

1. output=tf.multiply(input1,input2)

乘法，旧版本写法tf.mul()

1. product=tf.matmul(matrix1,matrix2)

矩阵相乘，乘法规则和线性代数的规则相同，matrix1的列要和matrix2的行数相同

1. y=tf.nn.softmax(tf.matmul(x,W)+b)

softmax分类器，使用logistic函数求y值，参数为预测的y的表达式

tf.nn.softmax(

logits,

axis=None,

name=None,

dim=None

)

1. cross\_entropy=-tf.reduce\_sum(y\_\*tf.log(y))

reduce\_sum求和，这里用交叉熵来表示损失y\_\*tf.log(y)

1. train\_step=tf.train.GradientDescentOptimizer(0.01).minimize(cross\_entropy)

梯度下降算法，0.01是学习率，minimize表示最小化损失，第二个参数是损失的表达式；还可以使用不同的优化算法

1. batch\_xs,batch\_ys=mnist.train.next\_batch(100)

MNIST自带的数据读取方式，每次随机读取100个数据

1. tf.argmax | tf.argmin

tf.argmax(input=tensor,dimention=axis)

axis表示方向，0表示每列的最大值，1表示每行的最大值，返回一个矩阵

PS：tensorflow的其他有关矩阵方向求值的都是0表示列，1表示行

1. tf.equal(a，b)  
   判断两个tensor是否每个元素都相等。返回一个格式为bool的tensor
2. b = tf.cast(a,dtype=tf.bool)

将x的数据格式转化成dtype.例如，原来x的数据格式是bool，那么将其转化成float以后，就能够将其转化成0和1的序列。反之也可以

1. tf.reduce\_sum(),tf.reduce\_max(),tf.reduce\_min(),tf.reduce\_mean()

分别是求总和、最大值、最小值、平均值

函数声明：

reduce\_mean( input\_tensor, axis=None, keep\_dims=False, name=None, reduction\_indices=None )

压缩哪个维度，即是往哪个方向压缩张量

参数：

input\_tensor：要减少的张量。应该有数字类型。

axis：要减小的尺寸。如果为None（默认），则减少所有维度。必须在[-rank(input\_tensor), rank(input\_tensor))范围内。二维矩阵情况下，0表示按列，1表示按行

keep\_dims：如果为true，则保留长度为1的缩小尺寸。

name：操作的名称（可选）。

reduction\_indices：axis的不支持使用的名称。

1. TensorBoard可视化一般框架
2. tf.summary.scalar(“name”，value)
3. merged\_summary\_op = tf.summary.merge\_all()
4. summary\_writer = tf.summary.FileWriter('/tmp/mnist\_logs', sess.graph)
5. total\_step = 0
6. **while** training:
7. total\_step += 1
8. session.run(training\_op)
9. **if** total\_step % 100 == 0:
10. summary\_str = session.run(merged\_summary\_op)
11. summary\_writer.add\_summary(summary\_str, total\_step)

cmd命令：tensorboard --logdir=filewriter的dir

ps：如果遇到提示没有scalars，那么先检查路径下是否有日志，如果有，那么先cd到日志文件的上一层目录，再激活adaconda3环境，再运行tensorboard --logdir=

1. tf.gfile.FastGFile(path,decodestyle) ：读取图像或模型
2. image\_jpg = tf.gfile.FastGFile('dog.jpg','rb').read()#’path’，’rb’是非utf8编码，’r’是utf8编码
3. image\_jpg = tf.image.decode\_jpeg(image\_jpg) #图像解码
4. **print**(sess.run(image\_jpg))#打印解码后的图像（即为一个三维矩阵[w,h,3]）
5. image\_jpg = tf.image.convert\_image\_dtype(image\_jpg,dtype=tf.uint8) #改变图像数据类型
6. plt.figure(1) #图像显示
7. plt.imshow(image\_jpg.eval())

利用tf.gfile.FastGfile()保存和加载pb格式模型：

<https://blog.csdn.net/wc781708249/article/details/78043099>

实例：

1. **import** tensorflow as tf
2. **from** tensorflow.python.framework **import** graph\_util
3. **import** numpy as np
4. output\_graph\_path = r"./expert-graph.pb"
5. with tf.Session() as sess:
6. # with tf.gfile.FastGFile(output\_graph\_path, 'rb') as f:
7. # graph\_def = tf.GraphDef()
8. # graph\_def.ParseFromString(f.read())
9. # sess.graph.as\_default()
10. # tf.import\_graph\_def(graph\_def, name='')
11. tf.global\_variables\_initializer().run()
12. output\_graph\_def = tf.GraphDef()
13. with open(output\_graph\_path, "rb") as f:
14. output\_graph\_def.ParseFromString(f.read())
15. \_ = tf.import\_graph\_def(output\_graph\_def, name="")
16. input\_x = sess.graph.get\_tensor\_by\_name("input:0")
17. **print**(input\_x)
18. y=input\_x
19. out=sess.run(y,{input\_x:np.random.random([1,28\*28])})
20. **print**(out[:10])
21. tf.truncated\_normal([100,100],stddev=0.01)

声明：

tf.truncated\_normal(

shape,

mean=0.0,

stddev=1.0,

dtype=tf.float32,

seed=None,

name=None)

Args:

shape: 张量维度

mean:均值

stddev:标准差

dtype: 类型

seed: A Python integer. Used to create a random seed for the distribution. See [tf.set\_random\_seed](http://devdocs.io/tensorflow~python/tf/set_random_seed) for behavior.

name: A name for the operation (optional).

1. tf.nn.conv2d(input, filter, strides, padding, use\_cudnn\_on\_gpu=None, name=None)

第一个参数input：指需要做卷积的输入图像，它要求是一个Tensor，具有[batch, in\_height, in\_width, in\_channels]这样的shape，具体含义是[训练时一个batch的图片数量, 图片高度, 图片宽度, 图像通道数]，注意这是一个4维的Tensor，要求类型为float32和float64其中之一

第二个参数filter：相当于CNN中的卷积核，它要求是一个Tensor，具有[filter\_height, filter\_width, in\_channels, out\_channels]这样的shape，具体含义是[卷积核的高度，卷积核的宽度，图像通道数，卷积核个数]，要求类型与参数input相同，有一个地方需要注意，第三维in\_channels，就是参数input的第四维

第三个参数strides：卷积时在图像每一维的步长，这是一个一维的向量，长度4，一般取strides=[1,1,1,1]

第四个参数padding：string类型的量，只能是"SAME","VALID"其中之一，这个值决定了不同的卷积方式。当其为‘SAME’时，对应padding=1，表示卷积核可以停留在图像边缘，5\*5矩阵，3\*3卷积核，得到5\*5 feature map；’VALID’时，对应padding=0，得到3\*3

第五个参数：use\_cudnn\_on\_gpu:bool类型，是否使用cudnn加速，默认为true

结果返回一个Tensor，这个输出，就是我们常说的feature map，shape仍然是[batch, height, width, channels]这种形式。

PS：因为卷积核共享权重，所以对图像内容的位置不敏感，即不受位置影响（平移不变形）

卷积后的大小计算：

图片宽度：(w - kernelsize\_w + 2\*padding)/stride\_w + 1

图片高度：(h - kernelsize\_h + 2\*padding)/stride\_h + 1

参考：<https://www.cnblogs.com/qggg/p/6832342.html>

1. tf.nn.max\_pool(value, ksize, strides, padding, name=None)

第一个参数value：需要池化的输入，一般池化层接在卷积层后面，所以输入通常是feature map，依然是[batch, height, width, channels]这样的shape

第二个参数ksize：池化窗口的大小，取一个四维向量，一般是[1, height, width, 1]，因为我们不想在batch和channels上做池化，所以这两个维度设为了1

第三个参数strides：和卷积类似，窗口在每一个维度上滑动的步长，一般也是[1, stride,stride, 1]

第四个参数padding：和卷积类似，可以取'VALID' 或者'SAME'

返回一个Tensor，类型不变，shape仍然是[batch, height, width, channels]这种形式

池化后的大小计算：

图片宽度：(w - kernelsize\_w + 2\*padding)/stride\_w + 1

图片高度：(h - kernelsize\_h + 2\*padding)/stride\_h + 1

参考：<https://blog.csdn.net/mao_xiao_feng/article/details/53453926>

PS：参数最后一维都是通道数，同一个通道的矩阵一起计算，不同通道分开计算，最终合并在同一行里。例如，RGB，先池化R，再G，再B，在把这三个值放在同一行不同列里

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

函数的作用是将tensor变换为参数shape的形式

reshape（t, shape） => reshape(t, [-1]) => reshape(t, shape)

首先将矩阵t变为一维矩阵，然后再对矩阵的形式更改就可以了。

-1代表的含义是不用我们自己指定这一维的大小，函数会自动计算，但列表中只能存在一个-1。

# tensor 't' is [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9] # tensor 't' has shape [9] reshape(t, [3, 3]) ==> [[1, 2, 3], [4, 5, 6], [7, 8, 9]]

参考：<https://blog.csdn.net/mao_xiao_feng/article/details/53453926>

1. tf.nn.dropout(x, keep\_prob, noise\_shape=None, seed=None, name=None)

对全连接层得到的矩阵进行随机丢弃一些值，置为0，防止过拟合

x                 :  输入tensor  
keep\_prob    :  float类型，每个元素被保留下来的概率  
noise\_shape  : 一个1维的int32张量，代表了随机产生“保留/丢弃”标志的shape。  
seed             : 整型变量，随机数种子。  
name            : 名字

1. tf.train.AdamOptimizer(1e-4).minimize(cross\_entropy)

Adam算法优化器

1. tf.clip\_by\_value(value,minvalue,maxvalue)

将张量value的数值限制在minvalue和maxvalue之间，可以防止避免一些运算错误

1. tf.nn.softmax\_cross\_entropy\_with\_logtis(logtis,labels)

将softmax和交叉熵一起合并成同一个函数，使用softmax激活函数之后算交叉熵

PS:分类多使用交叉熵（cross\_entropy）作为损失函数，回归预测多使用均方差（MSE）

1. tf.train.exponential\_decay(learning\_rate, global\_step, decay\_steps, decay\_rate, staircase=False, name=None)

指数衰减的学习率：learning\_rate=learning\_rate\*(decay\_rate^(global\_step/decay\_steps)

参数：

learning\_rate: float32或者float64张量；初始学习率

global\_step: int32或者int64张量；增长，用来除以decay\_steps

decay\_steps: int32或者int64；每多少步学习率衰减一次

decay\_rate:衰减率

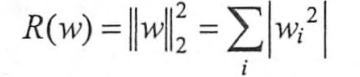
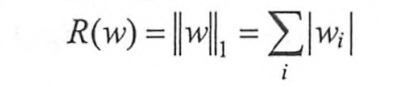
staircase：True时，global\_step/decay\_steps取整数，阶梯式下降；False时，取小数

name: string. Optional name of the operation. Defaults to 'ExponentialDecay'

使用框架：

1. global\_step = tf.Variable(0, trainable=False)
2. starter\_learning\_rate = 0.1
3. learning\_rate = tf.exponential\_decay(starter\_learning\_rate, global\_step,
4. 100000, 0.96, staircase=True)
5. optimizer = tf.GradientDescent(learning\_rate)
6. # Passing global\_step to minimize() will increment it at each step.
7. optimizer.minimize(...my loss..., global\_step=global\_step)
8. tf.contrib.layers.l1\_regularizer(lamda)(W)和tf.contrib.layers.l2\_regularizer(lamda)(W)

L1正则和L2正则，解决过拟合问题



定义损失函数为



使用框架：

W=tf.Variable(tf.random\_normal([2,2],stedev=1,seed=1))

y=tf.matmul(x,W)

l2\_loss=tf.reduce\_mean(tf.square(y\_-y))+tf.contrib.l2\_regularizer(lambda)(W)

1. tf.train.ExponentialMovingAverage(decay, steps)

滑动平均模型，decay为衰减速率，steps为迭代次数

tf.train.ExponentialMovingAverage这个函数用于更新参数，就是采用滑动平均的方法更新参数。这个函数初始化需要提供一个衰减速率（decay），用于控制模型的更新速度。这个函数还会维护一个影子变量（也就是更新参数后的参数值），这个影子变量的初始值就是这个变量的初始值，影子变量值的更新方式如下：

shadow\_variable = decay \* shadow\_variable + (1-decay) \* variable

tf.train.ExponentialMovingAverage这个函数还提供了自动更新decay的计算方式：

decay= min（decay，（1+steps）/（10+steps））

使用框架：

1. v1 = tf.Variable(0, dtype=tf.float32)
2. step = tf.Variable(tf.constant(0))
3. ema = tf.train.ExponentialMovingAverage(0.99, step)
4. maintain\_average = ema.apply([v1])
5. sess.sun(maintain\_average)
6. tf.variable\_scope(name\_or\_scope,default\_name=None,values=None,initializer=None,regularizer=None,caching\_device=None,partitioner=None,custom\_getter=None,reuse=None,dtype=None)

常用：with tf.variable\_scope(“name”,reuse=True)

参数：

name\_or\_scope：string或VariableScope：要打开的范围。

default\_name：如果name\_or\_scope参数为None，则将使用默认名称，此名称将被唯一。 如果提供了name\_or\_scope，它将不会被使用，因此它不是必需的，可以是None。

值：传递给op函数的Tensor参数列表。

初始化器：此范围内的变量的默认初始化程序。

regularizer：此范围内的变量的默认正则符。

caching\_device：此范围内的变量的默认缓存设备。

partitioner：此范围内变量的默认分区。

custom\_getter：此范围内变量的默认定制getter。

reuse：True或None 如果是，我们进入该范围以及所有子范围的重用模式，，默认获取已经创建的变量; 如果没有，我们只是继承父范围重用。

dtype：在此范围中创建的变量类型（默认为传递范围中的类型，或从父范围继承）

1. tf.train.Saver类

tf.train.Saver(max\_to\_keep=None,keep\_checkpoint\_every\_n\_hour=No)

max\_to\_keep:  表明保存的最大checkpoint 文件数。当一个新文件创建的时候，旧文件就会被删掉。如果值为None或0，表示保存所有的checkpoint 文件。默认值为5（也就是说，保存最近的5个checkpoint 文件）。

keep\_checkpoint\_every\_n\_hour:  除了保存最近的max\_to\_keep checkpoint 文件，你还可能想每训练N小时保存一个checkpoint 文件。这将是非常有用的，如果你想分析一个模型在很长的一段训练时间内是怎么改变的。例如，设置 keep\_checkpoint\_every\_n\_hour=2 确保没训练2个小时保存一个checkpoint 文件。默认值10000小时无法看到特征。

tf.train.Saver.save(sess, save\_path, global\_step=None, latest\_filename=None, meta\_graph\_suffix='meta', write\_meta\_graph=True)

保存变量（可以持久化训练好的模型）

这个方法运行通过构造器添加的操作。它需要启动图的session。被保存的变量必须经过了初始化。

方法返回新建的checkpoint 文件的路径。路径可以直接传给restore() 进行调用。

参数：

sess:  用于保存变量的Session

save\_path:  checkpoint 文件的路径。如果saver 是共享的，这是共享checkpoint 文件名的前缀。

global\_step:  如果提供了global step number，将会追加到 save\_path 后面去创建checkpoint 的文件名。可选参数可以是一个Tensor，一个name Tensor或integer Tensor.

tf.train.Saver.restore(sess, save\_path)

恢复之前保存的变量

这个方法运行构造器为恢复变量所添加的操作。它需要启动图的Session。恢复的变量不需要经过初始化，恢复作为初始化的一种方法。

save\_path 参数是之前调用save() 的返回值，或调用 latest\_checkpoint() 的返回值。

参数：

sess:  用于恢复参数的Session

save\_path:  参数之前保存的路径

使用框架：

1. saver=tf.train.Saver() #生成Saver对象
2. saver.save(sess,path/model.ckpt) #保存模型
3. saver.restore(sess,path/model.ckpt) #重新载入模型

说明：

这段代码中，通过saver.save函数将TensorFlow模型保存到了save/model.ckpt文件中，这里代码中指定路径为"save/model.ckpt"，也就是保存到了当前程序所在文件夹里面的save文件夹中。

TensorFlow模型会保存在后缀为.ckpt的文件中。保存后在save这个文件夹中会出现3个文件，因为TensorFlow会将计算图的结构和图上参数取值分开保存。

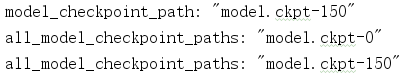
·checkpoint文件保存了一个目录下所有的模型文件列表，这个文件是tf.train.Saver类自动生成且自动维护的。在 checkpoint文件中维护了由一个tf.train.Saver类持久化的所有TensorFlow模型文件的文件名。当某个保存的TensorFlow模型文件被删除时，这个模型所对应的文件名也会从checkpoint文件中删除。checkpoint中内容的格式为CheckpointState Protocol Buffer.

·model.ckpt.meta文件保存了TensorFlow计算图的结构，可以理解为神经网络的网络结构   
TensorFlow通过元图（MetaGraph）来记录计算图中节点的信息以及运行计算图中节点所需要的元数据。TensorFlow中元图是由MetaGraphDef Protocol Buffer定义的。MetaGraphDef 中的内容构成了TensorFlow持久化时的第一个文件。保存MetaGraphDef 信息的文件默认以.meta为后缀名，文件model.ckpt.meta中存储的就是元图数据。

·model.ckpt文件保存了TensorFlow程序中每一个变量的取值，这个文件是通过SSTable格式存储的，可以大致理解为就是一个（key，value）列表。model.ckpt文件中列表的第一行描述了文件的元信息，比如在这个文件中存储的变量列表。列表剩下的每一行保存了一个变量的片段，变量片段的信息是通过SavedSlice Protocol Buffer定义的。SavedSlice类型中保存了变量的名称、当前片段的信息以及变量取值。TensorFlow提供了tf.train.NewCheckpointReader类来查看model.ckpt文件中保存的变量信息。

附：Tnesorflow加载模型汇总

1. checkpoint文件会记录保存信息，通过它可以定位最新保存的模型：
2. tf.train.get\_checkpoint\_state(‘./model/’)
3. **print**(ckpt.model\_checkpoint\_path)



.meta文件保存了当前图结构

.index文件保存了当前参数名

.data文件保存了当前参数值

（2）不加载图结构，只加载参数

由于实际上我们参数保存的都是Variable变量的值，所以其他的参数值（例如batch\_size）等，我们在restore时可能希望修改，但是图结构在train时一般就已经确定了，所以我们可以使用tf.Graph().as\_default()新建一个默认图（建议使用上下文环境），利用这个新图修改和变量无关的参值大小，从而达到目的。

1. # 只加载数据，不加载图结构，可以在新图中改变batch\_size等的值
2. # 不过需要注意，Saver对象实例化之前需要定义好新的图结构，否则会报错
3. saver = tf.train.Saver()
4. with tf.Session() as sess:
5. ckpt = tf.train.get\_checkpoint\_state('./model/')
6. saver.restore(sess,ckpt.model\_checkpoint\_path)

（3）加载图结构和参数

1. # 连同图结构一同加载
2. ckpt = tf.train.get\_checkpoint\_state('./model/')
3. saver = tf.train.import\_meta\_graph(ckpt.model\_checkpoint\_path +'.meta')
4. with tf.Session() as sess:
5. saver.restore(sess,ckpt.model\_checkpoint\_path)

附：关于获取保存的模型中的tensor或者输出，还有一种办法就是用tf.add\_to\_collection()，具体见下面42

1. tf.train.latest\_checkpoint(checkpoint\_dir)

checkpoint\_dir存放模型文件的文件夹路径

返回最新的模型文件的名称；例如，model-0

1. tf.train.import\_meta\_graph(meta\_graph\_file\_path)

meta\_graph\_file\_path：.meta文件的路径

返回一个Saver对象，用来加载保存好的模型

使用框架：

1. #加载元图和变量
2. saver=tf.train.import\_meta\_graph('{}.meta'.format(checkpoint\_file))
3. saver.restore(sess,checkpoint\_file) #checkpoint\_file是.meta的上层路径
4. graph.get\_tensor\_by\_name(tensorname)

tensorname：张量名称，tensor的名字一般是 <operation>:<num>可以通过 print(out.name) 来看看

说明：从图中通过名称获取张量

1. graph.get\_operation\_by\_name(openration\_name)

openration\_name：一个操作对应的名称

Tensorflow中有operation和tensor，前者表示 操作 ，后者表示 容器 ，每个operation都是有一个tensor来存放值的，比如y=f(x), operation是f(x), tensor存放的就是y，如果要获取y，就必须输入x  
tensor的名字一般是 <operation>:<num>可以通过 print(out.name) 来看看

说明：从图中通过操作名称获取一个操作

使用框架：

1. #通过名称从图中获得输入占位符
2. input\_x=graph.get\_operation\_by\_name('BottleneckInputPlaceholder').outputs[0]
3. 经典损失函数
   1. 交叉熵(loss\_entropy)

cross\_entropy=-tf.reduce\_mean(y\_\*tf.log(y))

其中：y\_是正确标签值，y是预测值

* 1. 均方差(MSE)

mse=tf.reduce\_mean(tf.square(y\_-y))

其中：y\_是正确标签，y是预测标签

1. 优化器Optimizers

更多说明在：https://www.tensorflow.org/versions/r1.4/api\_guides/python/train#Optimizers

1. tf.train.Optimizer
2. tf.train.GradientDescentOptimizer
3. tf.train.AdadeltaOptimizer
4. tf.train.AdagradOptimizer
5. tf.train.AdagradDAOptimizer
6. tf.train.MomentumOptimizer
7. tf.train.AdamOptimizer
8. tf.train.FtrlOptimizer
9. tf.train.ProximalGradientDescentOptimizer
10. tf.train.ProximalAdagradOptimizer
11. tf.train.RMSPropOptimizer
    1. GradientDescentOptimizer
12. tf.train.GradientDescentOptimizer(
13. learning\_rate,
14. use\_locking=False,
15. name=’GradientDescent’
16. )
17. .minimize(
18. loss,
19. global\_step=None,
20. var\_list=None,
21. gate\_gradients=GATE\_OP,
22. aggregation\_method=None,
23. colocate\_gradients\_with\_ops=False,
24. name=None,
25. grad\_loss=None
26. )

参数：

earning\_rate: A Tensor or a floating point value. 要使用的学习率   
use\_locking: 要是True的话，就对于更新操作（update operations.）使用锁   
name: 名字，可选，默认是”GradientDescent”.

loss: 要最小化的张量

global\_step: 训练步数

var\_list: Optional list or tuple of Variable objects to update to minimize loss. Defaults to the list of variables collected in the graph under the key GraphKeys.TRAINABLE\_VARIABLES.

gate\_gradients: How to gate the computation of gradients.GATE\_NONE, GATE\_OP, or GATE\_GRAPH.

aggregation\_method: Specifies the method used to combine gradient terms. Valid values are defined in the class AggregationMethod.

colocate\_gradients\_with\_ops: If True, try colocating gradients with the corresponding op.

grad\_loss: Optional. A Tensor holding the gradient computed for loss.

41.2 AdamOptimizer

1. tf.train.AdamOptimizer(
2. learning\_rate=0.001,
3. beta1=0.9,
4. beta2=0.999,
5. epsilon=1e-08,
6. use\_locking=False,
7. name='Adam'
8. )
9. .minimize(
10. loss,
11. global\_step=None,
12. var\_list=None,
13. gate\_gradients=GATE\_OP,
14. aggregation\_method=None,
15. colocate\_gradients\_with\_ops=False,
16. name=None,
17. grad\_loss=None
18. )

41.3  AdagradOptimizer

1. tf.train.Adagradoptimizer(
2. learning\_rate,
3. initial\_accumulator\_value=0.1,
4. use\_locking=False,
5. name='Adagrad'
6. )
7. .minimize(
8. loss,
9. global\_step=None,
10. var\_list=None,
11. gate\_gradients=GATE\_OP,
12. aggregation\_method=None,
13. colocate\_gradients\_with\_ops=False,
14. name=None,
15. grad\_loss=None
16. )

41.4 AdadeltaOptimizer

1. tf.train.AdadeltaOptimizer(
2. learning\_rate=0.001,
3. rho=0.95,
4. epsilon=1e-08,
5. use\_locking=False,
6. name='Adadelta'
7. )
8. .minimize(
9. loss,
10. global\_step=None,
11. var\_list=None,
12. gate\_gradients=GATE\_OP,
13. aggregation\_method=None,
14. colocate\_gradients\_with\_ops=False,
15. name=None,
16. grad\_loss=None
17. )

41.5 MomentumOptimizer

1. tf.train.MomentumOptimizer(
2. learning\_rate,
3. momentum,
4. use\_locking=False,
5. name='Momentum',
6. use\_nesterov=False
7. )
8. .minimize(
9. loss,
10. global\_step=None,
11. var\_list=None,
12. gate\_gradients=GATE\_OP,
13. aggregation\_method=None,
14. colocate\_gradients\_with\_ops=False,
15. name=None,
16. grad\_loss=None
17. )
18. tf.add\_to\_collection(name,value)

说明：把变量放入一个集合，把很多变量变成一个列表。效果是和tf.get\_tensor\_by\_name()一样的，注意get\_collection(name)的name只是collection的name，tensor的名字还是原来的名字

参数：

name，tensor的名称

value，加入集合的tensor的值

实例：

1. sess=tf.InteractiveSession()
2. #初始化2个Variable
3. v1=tf.Variable(tf.constant(1))
4. v2=tf.Variable(tf.constant(1))
5. #设置保存到collection的name为collection
6. name='collection'
7. #把v1和v2添加到默认graph的collection中
8. tf.add\_to\_collection(name,v1)
9. tf.add\_to\_collection(name,v2)
10. #获得名为name的集合
11. c1 = tf.get\_collection(name)
12. tf.global\_variables\_initializer().run()
13. **print**("the first collection: %s"%sess.run(c1))
14. #修改v1和v2的值,必须使用eval()或run()进行执行
15. tf.assign(v1,tf.constant(3)).eval()
16. tf.assign(v2,tf.constant(4)).eval()
17. #再次查看collection中的值
18. c2 = tf.get\_collection(name)
19. **print**("the second collection: %s"%sess.run(c2))
20. **print**("the sum of collection: %s"%sess.run(tf.add\_n(c2))
21. 迁移学习之Tensorflow选择性加载权重

原因：迁移学习的实现需要网络在其他数据集上做预训练，完成参数调优工作，然后拿预训练好的参数在新的任务上做fine-tune，但是有时候可能只需要预训练的网络的一部分权重，本文主要提供一个方法如何在tf上加载想要加载的权重。

在使用tensorflow加载网络权重的时候，直接使用tf.train.Saver().restore(sess,path)的话是直接加载了全部权重，我们可能只需要加载网络的前几层权重，或者只要或者不要特定几层的权重，这时可以使用下面的方法：

1. var = tf.global\_variables()
2. var\_to\_restore = [val **for** val **in** var **if** 'conv1' **in** val.name **or** 'conv2'**in** val.name]
3. saver = tf.train.Saver(var\_to\_restore )
4. saver.restore(sess, os.path.join(model\_dir, model\_name))
5. var\_to\_init = [val **for** val **in** var **if** 'conv1' **not** **in** val.name **or** 'conv2'**not** **in** val.name]
6. tf.initialize\_variables(var\_to\_init)

这样就只从模型文件里只读取到了两层卷积的卷积参数，前提是你的前两层网络结构的名字和模型文件里定义的一样。将var\_to\_restore和var\_to\_init反过来就是加载名字中不包含conv1、2的权重。

如果使用tensorflow的slim选择性读取权重的话就更方便了

1. exclude = ['layer1', 'layer2']
2. variables\_to\_restore = slim.get\_variables\_to\_restore(exclude=exclude)
3. saver = tf.train.Saver(variables\_to\_restore)
4. saver.restore(sess, os.path.join(model\_dir, model\_name))

to do list:

迁移学习的只训练部分层

<https://www.jianshu.com/p/091415b114e2>

<https://blog.csdn.net/b876144622/article/details/79962759>

<https://blog.csdn.net/jinglingli_SJTU/article/details/69950491>

<https://blog.csdn.net/BobAuditore/article/details/78981449>

fine-tune

<https://blog.csdn.net/u014381600/article/details/71511794>

<https://blog.csdn.net/shwan_ma/article/details/78881961>

<https://blog.csdn.net/ArtistA/article/details/52860050>

<https://blog.csdn.net/margretwg/article/details/70491745>

1. tf.squared\_difference( x, y, name=None )

返回值：(x-y)^2，即x-y的平方；类型与x相同

参数：

x：为一个 Tensor；必须是下列类型之一：half，bfloat16，float32，float64，int32，int64，complex64 或者 complex128。

y：为一个 Tensor；必须与 x 具有相同的类型。

name：操作的名称（可选）

1. tf.norm(tensor, ord='euclidean', axis=None, keep\_dims=False, name=None )

说明：计算向量、矩阵和张量的范数。

这个函数可以计算几个不同的向量范数（1-norm，Euclidean 或 2-norm，inf-norm，p> 0 的 p-norm）和矩阵范数（Frobenius，1-norm 和 inf -norm）。

参数：

tensor：float32，float64，complex64，complex128 类型的张量。

ord：范数的顺序。支持的值是“fro”、“euclidean”、0、1 、2、np.inf 和任意正实数，得到相应的 p-norm。缺省值是 'euclidean'，如果张量是一个矩阵，则相当于 Frobenius 范数；如果是向量，则相当于 2-norm。一些限制适用：1、所述的 Frobenius 范数不是为向量所定义；2、若轴为 2 元组（矩阵范数），仅支持 “euclidean”、“fro”、1 、np.inf 。有关如何计算在张量中存储的一批向量或矩阵的准则，请参见轴的说明。

axis：如果 axis 是 None（默认值），那么输入被认为是一个向量，并且在张量的整​​个值集合上计算单个向量范数，即 norm(tensor，ord=ord)是等价于norm(reshape(tensor, [-1]), ord=ord)。如果 axis 是 Python 整数，则输入被认为是一组向量，轴在张量中确定轴，以计算向量的范数。如果 axis 是一个2元组的 Python 整数，则它被认为是一组矩阵和轴，它确定了张量中的坐标轴，以计算矩阵范数。支持负数索引。示例：如果您在运行时传递可以是矩阵或一组矩阵的张量，则通过 axis=[-2,-1]或者axis=(0,1)，而不是 axis=None 确保计算矩阵范数。

keep\_dims：如果为 True，则 axis 中指定的轴将保持为大小 1。否则，坐标轴中的尺寸将从 "输出" 形状中移除。

name：操作的名字。

返回值：

output：与张量具有相同类型的 Tensor，包含向量或矩阵的范数。如果 keep\_dims 是 True，那么输出的排名等于张量的排名。否则, 如果轴为 none，则输出为标量；如果轴为整数，则输出的秩小于张量的秩；如果轴为2元组，则输出的秩比张量的秩低两倍。

实例：

1. **import** tensorflow as tf
2. **import** numpy as np
3. a = tf.constant([-1, 2, -3, 4, -6, 6], shape=[2, 3],dtype=tf.float32)
4. z = tf.norm(a) #仅输入tensor时默认是所有元素的平方和再开方
5. z1 = tf.norm(a,ord='fro',axis=(0,1)) #矩阵的Frobenius范数
6. z2=tf.norm(a,ord=np.inf,axis=[0,1]) #矩阵的无穷范数
7. z3=tf.norm(a,ord=1,axis=(0,1)) #矩阵的1范数
8. z4=tf.norm(a,ord=1,axis=0) #相当于按照列求1范数
9. z5=tf.norm(a,ord=1,axis=1) #相当于行照列求1范数
10. z6=tf.norm(a,ord=1,axis=1,keep\_dims=True) #相当于行照列求1范数并保持原来的维度
11. sess=tf.Session()
12. sess.run(tf.global\_variables\_initializer())
13. **print**(sess.run(z))
14. **print**(sess.run(z1))
15. **print**(sess.run(z2))
16. **print**(sess.run(z3))
17. **print**(sess.run(z4))
18. **print**(sess.run(z5))
19. **print**(sess.run(z6))

输出：

1. 10.0995
2. 10.0995
3. 16.0
4. 9.0
5. [ 5. 8. 9.]
6. [ 6. 16.]
7. [[ 6.]
8. [ 16.]]

PS：更多矩阵范数讲解参考https://blog.csdn.net/Michael\_\_Corleone/article/details/75213123

1. RNNCell

用于构造RNN单元和附加RNN操作模块

源码解析：

1. <https://blog.csdn.net/liuchonge/article/details/78405185?locationNum=8&fps=1>
2. <https://zhuanlan.zhihu.com/p/28196873>
   1. tf.contrib.rnn.BasicRNNCell(num\_units, activation=None, reuse=None)

说明：

每调用一次RNNCell的call方法，就相当于在时间上“推进了一步”，这就是RNNCell的基本功能。除了call方法外，对于RNNCell，还有两个类属性比较重要：

·state\_size

·output\_size

前者是隐层的大小，后者是输出的大小。比如我们通常是将一个batch送入模型计算，设输入数据的形状为(batch\_size, input\_size)，那么计算时得到的隐层状态就是(batch\_size, state\_size)，输出就是(batch\_size, output\_size)。

其中，state\_size=num\_units,output\_size=state\_size。state\_size永远等于output\_size

实例：

1. **import** tensorflow as tf
2. cell=tf.contrib.rnn.BasicRNNCell(num\_units=128) #state\_size=128
3. **print**(cell.state\_size)
4. x=tf.placeholder(tf.float32,[32,100]) #batch\_size=32,input\_size=100
5. h0=cell.zero\_state(32,tf.float32)
6. output,h1=cell.call(x,h0)
7. **print**(h1.shape)

输出：

1. 128
2. (32, 128)
   1. tf.contrib.rnn.BasicLSTMCell(

num\_units,  
    forget\_bias=1.0,  
    state\_is\_tuple=True,  
    activation=None,  
    reuse=None,  
    name=None

)

参数：

·num\_units: int, The number of units in the LSTM cell.

·forget\_bias: float, The bias added to forget gates (see above). Must set to 0.0 manually when restoring from CudnnLSTM-trained checkpoints.

·state\_is\_tuple: If True, accepted and returned states are 2-tuples of the c\_state and m\_state. If False, they are concatenated along the column axis. The latter behavior will soon be deprecated.

·activation: Activation function of the inner states. Default: tanh.

·reuse: (optional) Python boolean describing whether to reuse variables in an existing scope. If not True, and the existing scope already has the given variables, an error is raised.

·name: String, the name of the layer. Layers with the same name will share weights, but to avoid mistakes we require reuse=True in such cases.

When restoring from CudnnLSTM-trained checkpoints, must use CudnnCompatibleLSTMCell instead.

说明：

对于BasicLSTMCell，情况有些许不同，因为LSTM可以看做有两个隐状态h和c，对应的隐层就是一个Tuple，每个都是(batch\_size, state\_size)的形状：

实例：

1. lstm\_cell=tf.contrib.rnn.BasicLSTMCell(num\_units=128) #state\_size=(c=128, h=128)
2. **print**(lstm\_cell.state\_size) #LSTMStateTuple(c=128, h=128)
3. inputs=tf.placeholder(tf.float32,[32,100]) #batch\_size=32,input\_size=100
4. h0 = lstm\_cell.zero\_state(32, tf.float32) # 通过zero\_state得到一个全0的初始状态
5. output,h1=lstm\_cell.call(inputs,h0)
6. **print**(h1.c)
7. **print**(h1.h)

输出：

1. LSTMStateTuple(c=128, h=128)
2. Tensor("add\_1:0", shape=(32, 128), dtype=float32)
3. Tensor("mul\_2:0", shape=(32, 128), dtype=float32)

46.3

1. tf.unstack()和tf.stack()

47.1 tf.unstack(value,num=None,axis=0,name=’unstack’)

说明：

tf.unstack()

　　将给定的R维张量拆分成R-1维张量

　　将value根据axis分解成num个张量，返回的值是list类型，如果没有指定num则根据axis推断出！

47.2 tf..stack(values, axis=0, name=’stack’)

说明：

tf.stack()

　　将给定的R维张量组合成R+1维张量

实例：

1. **import** tensorflow as tf
2. a = tf.constant([3,2,4,5,6])
3. b = tf.constant([1,6,7,8,0])
4. c = tf.stack([a,b],axis=0)
5. d = tf.stack([a,b],axis=1)
6. e = tf.unstack([a,b],axis=0)
7. f = tf.unstack([a,b],axis=1)
8. with tf.Session() as sess:
9. **print**(sess.run(c))
10. **print**(sess.run(d))
11. **print**(sess.run(e))
12. **print**(sess.run(f))

输出：

1. [[3 2 4 5 6]
2. [1 6 7 8 0]]
3. [[3 1]
4. [2 6]
5. [4 7]
6. [5 8]
7. [6 0]]
8. [array([3, 2, 4, 5, 6]), array([1, 6, 7, 8, 0])]
9. [array([3, 1]), array([2, 6]), array([4, 7]), array([5, 8]), array([6, 0])]
10. tf.nn.dynamic\_rnn(  
        cell,  
        inputs,  
        sequence\_length=None,  
        initial\_state=None,  
        dtype=None,  
        parallel\_iterations=None,  
        swap\_memory=False,  
        time\_major=False,  
        scope=None  
    )

说明：

基础的RNNCell有一个很明显的问题：对于单个的RNNCell，我们使用它的call函数进行运算时，只是在序列时间上前进了一步。比如使用x1、h0得到h1，通过x2、h1得到h2等。这样的h话，如果我们的序列长度为10，就要调用10次call函数，比较麻烦。对此，TensorFlow提供了一个tf.nn.dynamic\_rnn函数，使用该函数就相当于调用了n次call函数。即通过{h0,x1, x2, …., xn}直接得{h1,h2…,hn}。

具体来说，设我们输入数据的格式为(batch\_size, time\_steps, input\_size)，其中time\_steps表示序列本身的长度，如在Char RNN中，长度为10的句子对应的time\_steps就等于10。最后的input\_size就表示输入数据单个序列单个时间维度上固有的长度。另外我们已经定义好了一个RNNCell，调用该RNNCell的call函数time\_steps次。

参数：

cell：定义好的RNNCell

inputs：输出数据，shape=(batch\_size, time\_steps, input\_size)；输入：[batch,步长,input]

initial\_state：Cell的初始状态

返回值：[batch,n\_steps,n\_hidden] 和states:(c,h)。所以我们需要tf.transpose(outputs, [1, 0, 2])，这样就可以取到最后一步的output

实例：

1. # inputs: shape = (batch\_size, time\_steps, input\_size)
2. # cell: RNNCell
3. # initial\_state: shape = (batch\_size, cell.state\_size)。初始状态。一般可以取零矩阵
4. lstm\_cell = tf.contrib.rnn.BasicLSTMCell(num\_units=128,state\_is\_tuple=True)
5. inputs = tf.placeholder(tf.float32,[32,28,28])
6. outputs,states = tf.nn.dynamic\_rnn(lstm\_cell,inputs,dtype=tf.float32)
7. **print**(outputs)
8. **print**(states)

输出：

1. Tensor("rnn/transpose:0", shape=(32, 28, 128), dtype=float32)
2. LSTMStateTuple(c=<tf.Tensor 'rnn/while/Exit\_2:0' shape=(32, 128) dtype=float32>, h=<tf.Tensor 'rnn/while/Exit\_3:0' shape=(32, 128) dtype=float32>)
3. tf.nn.static\_rnn(  
       cell,  
       inputs,  
       initial\_state=None,  
       dtype=None,  
       sequence\_length=None,  
       scope=None  
   )

与dynam\_rnn区别：

输入：[步长,batch,input]

输出：一个list，[n\_steps,batch,n\_hidden]

实例：

1. x=tf.placeholder(tf.float32,[2,2,2])
2. x=tf.unstack(x,2,1)
3. lstm\_cell=tf.contrib.rnn.BasicLSTMCell(28,forget\_bias=1.0,state\_is\_tuple=True)
4. outputs,states=tf.contrib.rnn.static\_rnn(lstm\_cell,x,dtype=tf.float32)
5. **print**(type(outputs))
6. **print**(outputs)
7. **print**(states)

输出：

1. <**class** 'list'>
2. [<tf.Tensor 'rnn/rnn/basic\_lstm\_cell/mul\_2:0' shape=(2, 28) dtype=float32>, <tf.Tensor 'rnn/rnn/basic\_lstm\_cell/mul\_5:0' shape=(2, 28) dtype=float32>]
3. LSTMStateTuple(c=<tf.Tensor 'rnn/rnn/basic\_lstm\_cell/add\_3:0' shape=(2, 28) dtype=float32>, h=<tf.Tensor 'rnn/rnn/basic\_lstm\_cell/mul\_5:0' shape=(2, 28) dtype=float32>)