Tensorflow安装与入门教程



目录

- ➤ 一. Tensorflow介绍
- > 二. Tensorflow的基础语法

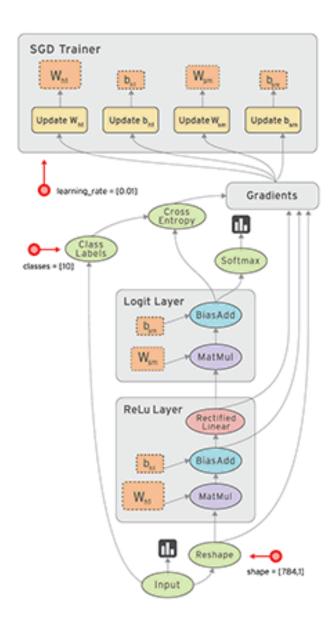




TF的简介

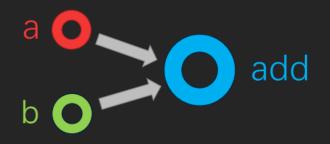
- (1) TensorFlow(TF)是谷歌公司在2015年9 月开源的一个深度学习框架。TF可在很多地方可以应用,如语音识别、自然语言理解、计算机视觉、广告等。
- (2) TF是一个采用数据流图,用于数值计算的 开源软件库。节点在图中表示数学操作,图中 的线则表示在节点间相互联系的多维数据数组 ,即张量。它灵活的架构可以在多种平台上展 开计算,例如台式计算机中的一个或多个CPU (或GPU),服务器,移动设备等。





TF的简介

TensorFlow 的 <u>计算模型</u> 为 graph (图), 一个 TensorFlow 图描述了计算的过程. 为了进行计算, 图必须在 会话 里被启动. 会话 将图的 Op (节点) 分发到诸如 CPU 或 GPU 之类的 设备 上, 同时提供执行 op 的方法. 这些方法执行后, 将产生的 tensor 返回. 在 Python 语言中, 返回的 tensor 是 numpy ndarray 对象; 在 C /C++ 语言中, 返回的 tensor 是 tensorflow::Tensor 实例.



TensorFlow 的Tensor 表明了它的数据结构,而Flow 则直观地表现出张量之间通过计算相互转化的过程 TensorFlow 中的每一个计算都是图上的一个节点,而节点之间的边描述了计算之间的依赖关系,a, b 为常量,不依赖任何计算,而add 计算则依赖读取两个常量的取值。

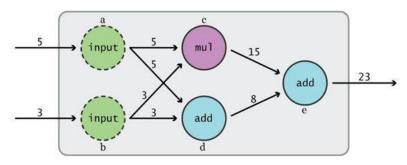
TF的基本特征

- 将计算流程表示成图;
- 通过Sessions来执行图计算;
- 将数据表示为tensors;
- 分别使用feeds和fetches来填充数据和抓取任意的操作结果



图(graph)的概念

- (1) 数据流图是描述有向图中的数值计算过程。有向图中的节点通常代表数学运算,但也可以表示数据的输入、输出和读写等操作;有向图中的边表示节点之间的某种联系,它负责传输多维数据(Tensors)。图中这些tensors的flow也就是TensorFlow的命名来源。
- (2) 计算图是<mark>静态</mark>的,意思是这个计算图每个节点接收什么样的张量和 输出什么样的张量已经固定下来。要运行这个计算图,需要开启一个会话 (session),在session中这个计算图才可以真正运行。





计算图的一个实例

会话 (Session) 的概念

会话(Session):为了获得图的计算结果,图必须在会话中被启动。图是会话类型的一个成员,会话类型还包括一个runner,负责执行这张图。会话的主要任务是在图运算时分配CPU或GPU。

两种会话使用模式:

一:明确调用会话生成函数和关闭会话函数

#创建一个会话 sess=tf.Session() #使用会话来得到运算结果 sess.run(result) #关闭会话使本次运行中使用 #到的资源可以被释放 sess.close() 二:通过Python的上下 文管理器来使用会话

#计算放在"with"内部,上下文管理器 #退出的时候会自动释放所有资源。 with tf.Session() as sess: sess.run(result)

张量的概念

- (1) 在TensorFlow程序中,所有的数据都通过张量的形式来表示。从功能的角度上看,张量可以被简单理解为多维数组。
- (2) 张量中并没有真正保存数字,它保存的是如何得到这些数字的计算过程,只是对TensorFlow中运算结果的引用。

运行: print(result)

输出: Tensor("add_2:0", shape=(2,), dtype=float32)

返回的是一个张量的结构。保存了三个属性: name, shape, dtype。

0阶张量 == 标量

1阶张量 == 向量(一维数组)

2阶张量 == 二维数组

•••

n阶张量 == n维数组



张量的使用

张量的使用主要可以总结为两大类。

- (1)第一类用途是对中间计算结果的引用。当一个计算包含很多中间结果时,使用张量可以提高代码的可读性。
- (2) 第二类情况是当计算图构造完成之后,张量可以用来获得计算结果,也就是得到真实的数字。

第一类用途:

```
a = tf.constant([1.,2.],name = 'a')
b = tf.constant([2.,3.],name = 'b')
result = a + b
```

第二类用途:

```
In tf.Session().run(result)
Out array([ 3., 5.], dtype=float32)
```



占位符placeholder

tf.placeholder表示占位符,占位符并没有初始值,只分配必要的内存,类型自己定义。变量用于网络模型参数调整,占位符表示输入、输出的数据,feed_dict进行馈送数据

实例:

```
w1=tf.Variable(tf.random_normal([1,2]))
x=tf.placeholder(tf.float32,shape(1,2))
a=w1+x
sess=tf.Session()
y=sess.run(a,feed_dict={x:[[0.7,0.9]]})
```



TensorFlow入门要点

- (1) 使用图 (graph) 来表示计算任务;
- (2) 在被称之为会话 (Session) 的上下文 (context) 中执行图;
- (3) 使用 张量(tensor) 表示数据;
- (4) 通过变量 (Variable) 维护状态;
- (5) 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



TensorFlow语法例子 1

```
import tensorflow as tf
# 创建2个矩阵,前者1行2列,后者2行1列,然后矩阵相乘:
matrix1 = tf.constant([[3,3]])
matrix2 = tf.constant([[2], [2]])
product = tf.matmul(matrix1, matrix2)

# 上边的操作是定义图,然后用会话Session去计算:
with tf.Session() as sess:
    result2 = sess.run(product)
    print(result2)
```



输出: [[12]

TensorFlow语法例子2

```
# 定义一个tensorflow的变量:
state = tf. Variable(0, name='counter')
# 定义常量
one = tf.constant(1)
# 定义加法步骤(注: 此步并没有直接计算)
new value = tf.add(state, one)
# 将 State 更新成 new value
update = tf.assign(state, new value)
# 变量Variable需要初始化并激活,并且打印的话只能通过sess.run():
init = tf.global variables initializer()
# 使用 Session 计算
with tf. Session() as sess:
   sess.run(init)
   for in range (3):
                                       输出:
       sess. run (update)
       print(sess.run(state))
```

TensorFlow语法例子3

```
# 如果要传入值,用tensorflow的占位符,暂时存储变量,
# 以这种形式feed数据: sess.run(***, feed_dict={input: **})
import tensorflow as tf
# 在 Tensorflow 中需要定义 placeholder 的 type ,一般为 float32 形式
input1 = tf.placeholder(tf.float32)
input2 = tf.placeholder(tf.float32)
# mul = multiply 是将input1和input2 做乘法运算,并输出为 output
ouput = tf.multiply(input1, input2)
with tf.Session() as sess:
    print(sess.run(ouput, feed_dict={input1: [7., 10], input2: [2.]}))
```



输出: [14. 20.]

TensorFlow函数拟合例子

拟合y_data的函数,使得权重和偏置分别趋近0.1和0.3。具体程序如下:

```
import tensorflow as tf
# np.random.rand(100)生成100个[0,1]之间的随机数,构成1维数组
# np.random.rand(2,3)生成2行3列的二维数组
x_data = np.random.rand(100).astype(np.float32)
y_{data} = x_{data} * 0.1 + 0.3
 权重偏置这些不断更新的值用tf变量存储,
# tf.random_uniform()的参数意义: (shape,min,max)
 偏置初始化为0
x input = tf.placeholder(tf.float32, [100])
y label = tf.placeholder(tf.float32, [100])
weights = tf.Variable(tf.random_uniform([1]))
biases = tf. Variable(tf. zeros([1]))
y = weights * x_input + biases
 损失函数。tf.reduce mean()是取均值。square是平方。
loss = tf.reduce_mean(tf.square(y - y_label))
```

```
# 用梯度优化方法最小化损失函数。
optimizer = tf. train. GradientDescentOptimizer(0.5)
train = optimizer. minimize(loss)

# tf变量是需要初始化的,而且后边计算时还需要sess.run(init)一下
init = tf. global_variables_initializer()

# Session进行计算
with tf. Session() as sess:
    sess.run(init)
    print('step '_'weights ', 'biases')
    for step in range(201):
        sess.run(train, feed_dict={x_input:x_data, y_label:y_data})
    if step % 20 == 0:
        weight_get, biases_get = sess.run([weights, biases])
        print(step, weight_get, biases_get)
```

TensorFlow函数拟合例子

拟合y_data的函数,使得权重和偏置分别趋近0.1和0.3

输出:

```
step weights biases
0 [0.31729472] [0.24968289]
20 [0.14918691] [0.27356562]
40 [0.11276162] [0.29314157]
60 [0.10331102] [0.29822057]
80 [0.10085905] [0.29953834]
100 [0.10022289] [0.29988024]
120 [0.10005786] [0.29996893]
140 [0.10001502] [0.299999194]
160 [0.10000391] [0.29999979]
180 [0.10000104] [0.299999986]
```



TensorFlow函数拟合例子整体流程

```
在函数拟合例子中,TensorFlow整体流程如下:

1.输入数据 x_input = tf.placeholder(tf.float32, [100])

2.建立模型 y = weights * x_input + biases

3.定义损失函数 loss = tf.reduce_mean(tf.square(y - y_label))

4.训练方法 optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(0.5)

5.初始化和启动Tensorflow会话 sess.rum(init)

6.训练 sess.rum(train, feed_dict={x_input:x_data, y_label:y_data})
```



总结

- 一、介绍Tensrflow的由来,介绍Tensrflow的基本概念,如张量、图、会话等;
- 二、通过几个简单的例子介绍Tensrflow的基本语法。通过一个函数拟合例子,体现Tensrflow如何进行参数的训练更新。



谢谢聆听



参考网页:

TF介绍: https://www.jianshu.com/p/4665d6803bcf

TF入门: https://blog.csdn.net/red_stone1/article/details/78403416

TF会话: https://blog.csdn.net/weixin_37392582/article/details/79814741

TF语法例子: https://blog.csdn.net/login_sonata/article/details/77620328

