

# Introducción

A finales de noviembre de 2015 google liberó [TensorFlow](#), una librería orientada a la construcción de modelos usando redes neuronales y usando todo el potencial del bicho que tengamos.

Las cinco nociones básicas sobre TensorFlow que nos describe el propio Google:

- El diagrama de nuestro modelo está contenido dentro de la clase [Graph](#)
- Se ejecuta en el contexto de [Sessions](#)
- Los datos son tensores
- Para mantener el estado durante las ejecuciones del diagrama, usaremos [Variables](#)
- Para obtener los resultados y alimentar al sistema con variables externas, usaremos respectivamente *fetches* y *feeds* al correr la sesión

## Flujo de trabajo

Un grafo es un conjunto de operaciones animadas que representan nuestro modelo.

Al iniciar cualquier operación, se añadirá al grafo(`Graph`) que está por defecto. Si no creamos ninguno, será el que TensorFlow no provee.

Después, solo falta ejecutar el grafo a través de una sesión

## Graphs, construir el diagrama

Lo primero que tenemos que hacer, es generar los nodos o operaciones que intervienen en nuestro modelo. Si no instanciamos ningún grafo, la librería TensorFlow lo hará por nosotros. A partir de ahora, para dejarlo mas claro, vamos a instanciar explícitamente los grafos por medio de los [bloques with](#).

### Grafo Implícito/Explícito

En ese ejemplo se puede apreciar que se ha creado dos grafos, uno implícito al crear la operación *const1* y otro explícito al crear el *grafo1*. Las operaciones o nodos se asignarán al grafo por defecto

```
import tensorflow as tf

# Se genera un grafo por defecto
const1 = tf.constant(4.0, name='const1')
grafo_por_defecto = tf.get_default_graph()
assert const1.graph is grafo_por_defecto

# En este caso ya no se genera el grafo, unicamente se añade la operación
const2 = tf.constant(30.0, name='const2')
assert const2.graph is grafo_por_defecto

# Explícitamente creamos un nuevo grafo
grafo1 = tf.Graph()
with grafo1.as_default():
    const3 = tf.constant(30.0)
    assert const3.graph is grafo1

const3 = tf.constant(20)
assert const3.graph is grafo_por_defecto
```

## Sessions, ejecutar el modelo

Lo próximo es ejecutar el grafo, para ello vamos a crear una sesión para luego ejecutarlo por medio del método `run`. Si instanciamos el objeto sin argumentos, lanzará el grafo por defecto.

### Lanzar Grafo

En este caso, como no se ha generado ningún grafo por defecto, tenemos que pasarle por argumentos al constructor de la sesión el grafo que queremos lanzar

```
import tensorflow as tf

# Generamos el grafo
grafo1 = tf.Graph()
with grafo1.as_default():
    matrix1 = tf.constant([[3., 3.], [3., 3.]], name='Matriz1')
    matrix2 = tf.constant([[2., 2.], [2., 2.]], name='Matriz2')

    producto_grafo1 = tf.matmul(matrix1, matrix2, name='Producto')

# Ejecutamos el grafo1
with tf.Session(graph=grafo1) as sess:
    result = sess.run([producto_grafo1])
    print (result)
```

Del mismo modo que se construyen los grafos por medio de bloques `with`, también se va a realizar con las sesiones. En este caso nos ayuda a liberar los recursos automáticamente. Sino deberíamos indicarlo explícitamente

## Variables y entrada(feeds)

## /salida(fetches)

Ya sabemos crear y ejecutar nuestro modelo, pero poco podemos tirar de nuestra imaginación sin presentar algo tan básico como las variables. Las **variables** permiten mantener el estado de nuestros datos a través de las distintas ejecuciones. **Siempre hay que inicializarlas**, lo mas fácil: `tf.initialize_all_variables().run()`

También es básico saber el estado de dichas variables, para ello, utilizaremos el primer argumento (**fetch**) del método `run` de la sesión. Como se puede ver en el ejemplo, se puede pasar tantas variables como deseemos, **Por cada ejecución se evaluará las variables o tensores, no al revés.**

TensorFlow también nos permite proveer (**feed**) datos directamente a cualquier nodo o operación del **Graph**. Lo usual es crear parametros a través del método `tf.placeholder()`, de esta manera se reemplaza el contenido por lo introducido a través del argumento `feed_dict` del método `run` de la sesión.

### Variable, feed y fetch

Se guarda el resultado del cuadrado del contador en la variable sumatorio

```
import tensorflow as tf

grafo1=tf.Graph()
with grafo1.as_default():
    # Variable que guardará el sumatorio en las distintas ejecuciones
    sumatorio = tf.Variable(0, name="counter")
    # Variable de entrada (feed) = contador
    input1 = tf.placeholder(tf.int32)

    # Logica de cada paso
    valor_operacion = tf.mul(input1, input1)
    flujo=tf.assign_add(sumatorio, valor_operacion)

with tf.Session(graph=grafo1) as sess:
    # Las variables deben inicializarse explicitamente
    tf.initialize_all_variables().run()

    for contador in range(3):
        estado=
sess.run([flujo,valor_operacion],feed_dict={input1:contador})
    print ("Iteracion {}: {}".format(contador,estado))
```

## Tensor Flow en modo interactivo

La librería de Google también nos brinda una forma fácil de utilizar Tensor Flow de forma interactiva en Ipython. Unicamente en vez de crear una `Session`, utilizaremos el

método `tf.InteractiveSession()` que automáticamente nos creará una sesión por defecto, por lo que no tenemos que llamar a `Tensor.eval()` o `Operation.run()` indicando la sesión.

## Ejemplo de como correr interactivamente la libreria TensorFlow en IPython

In [1]:

```
import tensorflow as tf
```

*De esta manera lanzar una sesion interactiva, util cuando queremos probar metodos*

In [2]:

```
sess = tf.InteractiveSession()
```

In [19]:

```
x = tf.Variable([[2.0, 3.0],[4.0, 12.0]])
```

*Probamos la funcion que nos reduce un tensor por medio de medias*

In [20]:

```
x.initializer.run()  
tf.reduce_mean(x).eval()
```

Out[20]:

```
5.25
```

In [21]:

```
tf.reduce_mean(x,1).eval()
```

Out[21]:

```
array([ 2.5,  8. ], dtype=float32)
```

In [22]:

```
tf.reduce_mean(x,0).eval()
```

Out[22]:

```
array([ 3. ,  7.5], dtype=float32)
```

*Cerramos la session para liberar recursos*

In [24]:

```
sess.close()
```

## TensorBoard, representación del grafo

TensorFlow nos ofrece la posibilidad de visualizar nuestro modelo y muchas cosas mas a traves de la herramienta **tensorboard**.

Unicamente tenemos que generar un informe de la sesión y ejecutar en nuestra terminal **tensorboard**.

## TensorBoard

Añadimos al ejemplo anterior, las dos ultimas lineas encargadas de guardar el informe de la sesion

```
import tensorflow as tf

grafo1=tf.Graph()
with grafo1.as_default():
    # Variable que guardará el sumatorio en las distintas ejecuciones
    sumatorio = tf.Variable(0, name="counter")
    # Variable de entrada (feed) = contador
    input1 = tf.placeholder(tf.int32)

    # Logica de cada paso
    valor_operacion = tf.mul(input1, input1)
    flujo=tf.assign_add(sumatorio, valor_operacion)

with tf.Session(graph=grafo1) as sess:
    # Las variables deben inicializarse explicitamente
    tf.initialize_all_variables().run()

    for contador in range(3):
        estado=
sess.run([flujo,valor_operacion],feed_dict={input1:contador})
    print ("Iteracion {}: {}".format(contador,estado))

    # Las siguientes sentencias, nos crearan
    merged = tf.merge_all_summaries()
    writer =
tf.train.SummaryWriter("/tmp/logs_tensor_flow/ejemplo_variable",
sess.graph_def)
```

## Terminal TensorBoard

En la terminal ejecutamos tensorboard especificando a través del argumento logdir la carpeta donde hemos generado el informe

```
[pedro@localhost ~]$ tensorboard --logdir  
/tmp/logs_tensor_flow/ejemplo_variable
```

Y ya lo tenemos en nuestro navegador <http://localhost:6006/>

← → ↻ localhost:6006

# TensorBoard

EVENTS IMAGES GRAPH HIST

Fit to screen

Run .

Upload Choose File

Color Structure

color: same substructure  
gray: unique substructure

counter

AssignAdd

Mul

Placeholder

counter

Subgraph: 3 nodes

Attributes (0)

Inputs (0)

Outputs (2)

AssignAdd

Control dependencies

(counter)

Assign

read

AssignAd...

initial...

Assign

init

read