实验任务

在本实验中，我们将指导大家利用 TensorFlow 完成通用逼近定理的简单展示，即用神经网络拟合一个线性函数；同时作为练习，要在每个步骤时，完成检验学习效果的拟合非线性函数。

对于线性函数，我们的 ground-truth 模型是$y = 1.6x + 0.4$，对于非线性函数，我们的 ground-truth 模型是$y = 0.8x^2 - 1.6x + 1.2$。

实验预备：

1. 保证实作 1 中所有步骤已经完成，特别如下三个库已经安装： TensorFlow，Sonnet， tfmpl；否则，请回到实作 1，保证三个库已经全部成功安装

2. 请在 D 盘下或其它目录下新建文件夹 lab-2

生成模拟输出数据

子任务：

我们考察区间$[0, 4]$，我们生成区间内 100 个横坐标点，然后根据公式$y = 1.6x + 0.4$生成真实标签：y^d；然后加上适当的噪声ϵ后，即$y = y^d + \epsilon$，来模拟未经训练的神经网络的输出。这样，后续通过观察训练前后的输出，我们可以评估神经网络的建模能力。

步骤：

1. 在 lab-2 文件夹下新建文件 lr_data.py
2. 输入以下内容：

```
import numpy as np
import tensorflow as tf
import tfmpl

if not os.path.exists("output-data"):
    os.makedirs("output-data")

x = tf.random.uniform((100, 1)) * 4
y_ = 1.6 * x + 0.4
y = y_ + tf.random.normal(tf.shape(x), stddev = 0.25)

pts = tf.concat([x, y_, y], axis = -1)

@tfmpl.figure_tensor
```

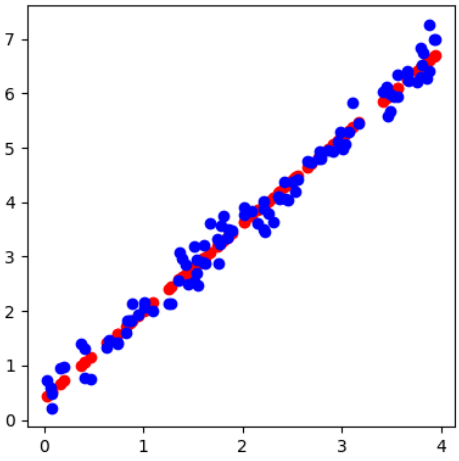
当逼近其它函数时，需要将此更改为对应的函数

```
def draw_scatter(scaled, colors):
    '''Draw scatter plots. One for each color.'''
    fig = tfmpl.create_figures(1, figsize = (4, 4))[0]
    ax = fig.add_subplot(1, 1, 1)
    ax.scatter(scaled[:, 0], scaled[:, 1], c=colors[0])
    ax.scatter(scaled[:, 0], scaled[:, 2], c=colors[1])
    fig.tight_layout()
    return fig

with tf.Session() as sess:
    sess.run(tf.global_variables_initializer())
    image_tensor = draw_scatter(pts, ['r', 'b'])
    image_summary = tf.summary.image('scatter', image_tensor)
    all_summaries = tf.summary.merge_all()

    writer = tf.summary.FileWriter('output-data', sess.graph)
    summary = sess.run(all_summaries)
    writer.add_summary(summary, global_step = 0)
```

为方便起见，文件 lr_data.py 附后：

lr_data.py

3. 执行文件：D:\lab-2>python lr_data.py
   要确保除了 warning 之外，没有 error，否则代表没有执行成功，需要查找具体原因
4. 查看输出结果，如果程序无误，则输出如下图所示：
   tensorboard --logdir=D:\\lab-2\\output-data --port=8008
   http://localhost:8008/#images



实作:

考察范围$[-4,4]$，根据公式$y=0.8x^2-1.6x+1.2$生成真实数据(x,y^d)，及模拟数据(x,y)，并画出相应图形。

小结:

可以通过考察真实数据的分布特征，决定所选取模型的复杂度。

建立模型

子任务:

我们用含有两个隐含层的神经网络来建模线性函数，第一个隐含层有 16 个节点，第二个隐含层有 8 个节点。注意，对于一元线性函数，我们用没有隐含层的平凡网络就能达到这个目的，但这里纯粹是为了学而这样设计的。

步骤:

1. 在 lab-2 文件夹下新建文件 lr_model.py
2. 输入以下内容:

```
import numpy as np
import tensorflow as tf
import sonnet as snt

class LRModel(snt.AbstractModule):
  def __init__(self, name = "lr_model"):
    super(LRModel, self).__init__(name = name)

    with self._enter_variable_scope():
      self._h1 = snt.Linear(16, name = "hidden_layer_1")
      self._h2 = snt.Linear(8, name = "hidden_layer_2")

      self._out = snt.Linear(1, name = "output_layer")

  def _build(self, x):
    y = tf.nn.relu(self._h1(x))
    y = tf.nn.relu(self._h2(y))

    y = tf.nn.relu(self._out(y))

    return y

if __name__ == "__main__":
  import os
```

当逼近非函数时，如果需要增加层数，请在这里先定义，如 self._h3 = snt.Linear(8, name = "hidden_layer_3")

如果定义了新的层，请在这里建构在一起，如 y = tf.nn.relu(self._h3(y))

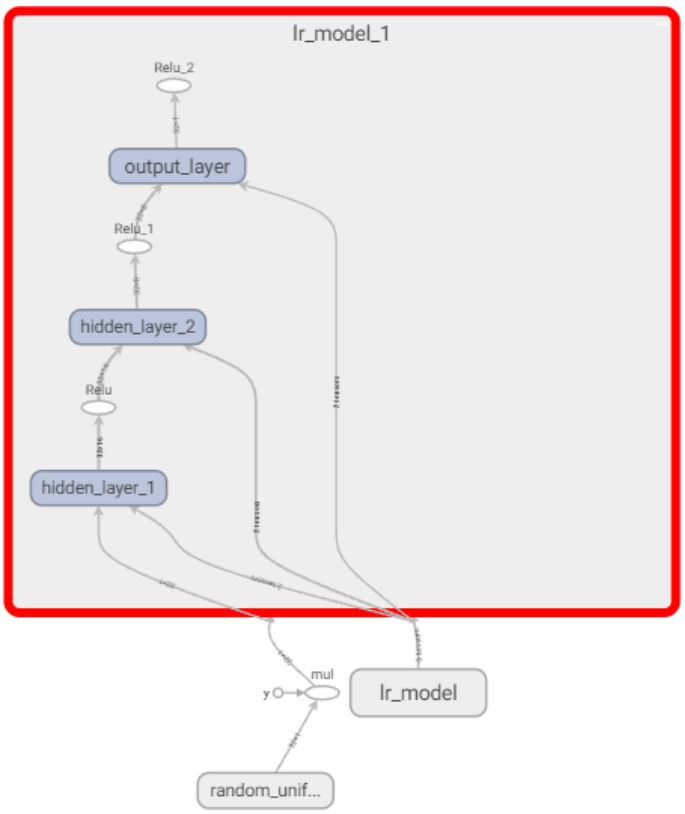
```
if not os.path.exists("output-model"):
    os.makedirs("output-model")

x = tf.random.uniform((32, 1)) * 4
lr_model = LRModel()
y = lr_model(x)

writer = tf.summary.FileWriter('output-model, tf.get_default_graph())
with tf.Session() as sess:
    sess.run(tf.global_variables_initializer())
    x_val, y_val = sess.run([x, y])
    print("x -> {}".format(x_val))
    print("y -> {}".format(y_val))

writer.close()
```

为方便起见，文件 lr_model.py 附后：

lr_model.py

3. 执行文件：D:\lab-2>python lr_model.py

4. 查看输出结果，如果程序无误，则输出如下图所示：
   tensorboard --logdir=D:\\lab-2\\output-model --port=8008
   http://localhost:8008/#graphs&run=.



实作:

建立非线性函数的模型，请用三个隐含层，节点数目分别是 32， 16， 8，通过 TensorBoard 观察所建立模型是否正确。

小结:

可以通过分析 TensorBoard 所呈现的 graph，判断所建立的模型的正确性。

训练模型

子任务:

我们用 mini-batch 方法，训练新建模型。

步骤:

1. 在 lab-2 文件夹下新建文件 lr_train.py

2. 输入以下内容

```
import os
import numpy as np
import tensorflow as tf

from lr_model import LRModel

# 执行自动微分算法（或反向传播算法）的优化器参数
learning_rate = 0.1
lr_decay_steps = 100
lr_decay_factor = 0.9

# 训练时迭代次数
iterations = 1000

if not os.path.exists("output-train"):
    os.makedirs("output-train")

# 训练好的模型的保存路径
checkpoint_path = os.path.join("output-train", "model.ckpt")

# 生成样本，包含输入数据与真实标签
x = np.random.uniform(size = (100, 1)) * 4
y = 1.6 * x + 0.4

# 将输入包装成数据集，方便进行 mini-batch 训练
ds = tf.data.Dataset.from_tensor_slices(tf.concat([x, y], axis = -1))
ds = ds.shuffle(buffer_size = 64).batch(32).repeat(-1)
ds = ds.map(lambda s: tf.split(s, num_or_size_splits = 2, axis = -1))
it = ds.make_one_shot_iterator()

x, y_ = it.get_next()

# 由输入得到模型的输出
net = LRModel()
y = net(x)

# 计算损失函数
with tf.control_dependencies([tf.assert_equal(tf.rank(y), tf.rank(y_))]):
    loss = tf.reduce_mean(tf.squared_difference(y, y_), name = 'loss')

loss_summary = tf.summary.scalar('loss', loss)
```

如果观察到训练不收敛，可能学习率设置过大（或过小），请调整学习率

当逼近其它函数时，需要将此更改为对应的函数

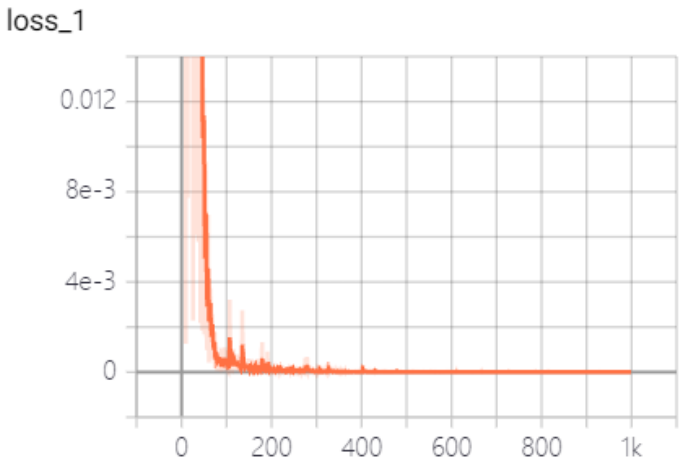
```
# 设置学习率
global_step = tf.train.get_or_create_global_step()
lr = tf.train.exponential_decay(learning_rate, global_step,
    lr_decay_steps, lr_decay_factor, staircase = True)

lr_summary = tf.summary.scalar('lr', lr)

# 创建优化器
opt = tf.train.AdamOptimizer(lr)

# 进行优化
train_op = opt.minimize(loss, global_step = global_step, var_list =
tf.trainable_variables())

# 合并所有 summary 信息
all_summaries = tf.summary.merge_all()

writer = tf.summary.FileWriter('output-train', tf.get_default_graph())

# 保存训练好的模型
saver = tf.train.Saver(tf.trainable_variables())

# 创建 Session，进行训练
with tf.Session() as sess:
    sess.run([tf.global_variables_initializer(), tf.local_variables_initializer()])

    for i in range(iterations):
        loss_val, _, summ_str = sess.run([loss, train_op, all_summaries])
        print("{}-th iteration with loss {}".format(i, loss_val))
        writer.add_summary(summ_str, global_step = i)


    # 训练完成，保存模型
    print('Saving model.')
    saver.save(sess, checkpoint_path)
    print('Training complete')

    writer.close()
```

为方便起见，文件 lr_train.py 附后：

lr_train.py

3. 查看输出结果，如果程序无误，则输出如下图所示：

D:\lab-2>python lr_train.py
tensorboard --logdir=D:\\lab-2\\output-train --port=8008
http://localhost:8008/#scalars



实作:

依据上节中所建网络，训练非线性函数对应的网络模型

测试模型

子任务:

测试我们用 mini-batch 方法所训练模型的表现。

步骤:

1. 在 lab-2 文件夹下新建文件 lr_test.py
2. 输入以下内容

```
import os
import numpy as np
import tensorflow as tf
import tfmpl

from lr_model import LRModel

if not os.path.exists("output-test"):
    os.makedirs("output-test")
```

```
if not os.path.exists("output-train"):
    raise ValueError("Non-existing output-train folder")

# 训练好的模型的保存路径
checkpoint_dir = "output-train"

# 生成测试数据
x = tf.random.uniform((100, 1), dtype=tf.float64) * 4 + 2.0
y_ = 1.6 * x + 0.4


# 由输入得到模型的输出
net = LRModel()
y = net(x)

pts = tf.concat([x, y_, y], axis = -1)

@tfmpl.figure_tensor
def draw_scatter(scaled, colors):
    '''Draw scatter plots. One for each color.'''
    fig = tfmpl.create_figures(1, figsize = (8, 4))[0]
    ax1 = fig.add_subplot(1, 2, 1)
    ax1.scatter(scaled[:, 0], scaled[:, 1], c=colors[0])
    ax2 = fig.add_subplot(1, 2, 2)
    ax2.scatter(scaled[:, 0], scaled[:, 2], c=colors[1])
    fig.tight_layout()
    return fig

saver = tf.train.Saver(tf.trainable_variables())

with tf.Session() as sess:
    sess.run([tf.global_variables_initializer(), tf.local_variables_initializer()])

    ckpt = tf.train.get_checkpoint_state(checkpoint_dir)
    if ckpt and ckpt.model_checkpoint_path:
        # Restores from checkpoint.
        saver.restore(sess, ckpt.model_checkpoint_path)

        print('Successfully loaded model from %s.' % ckpt.model_checkpoint_path)

    else:
        print('No checkpoint file found')
        exit
```

如果大家要变更测试时 x 的区间，请在这里更改

当逼近其它函数时，需要将此更改为对应的函数

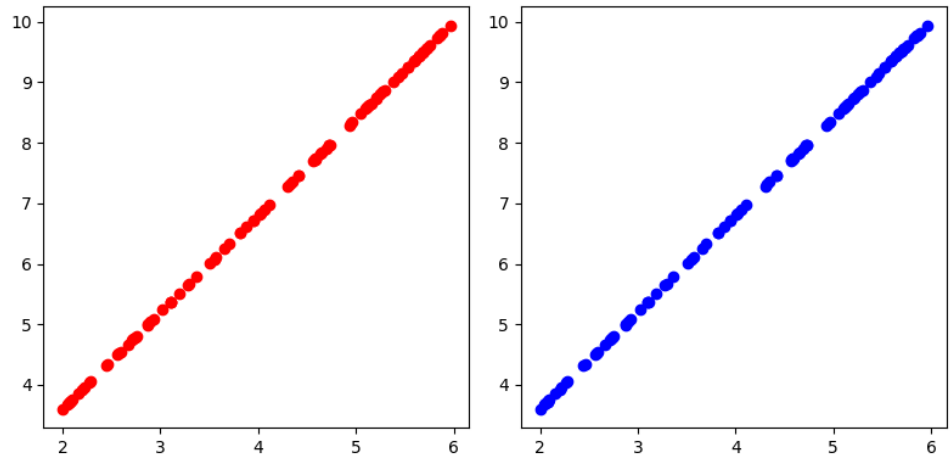
```
image_tensor = draw_scatter(pts, ['r', 'b'])
image_summary = tf.summary.image('scatter', image_tensor)
all_summaries = tf.summary.merge_all()

writer = tf.summary.FileWriter('output-test', sess.graph)
summary = sess.run(all_summaries)
writer.add_summary(summary, global_step = 0)
```

为方便起见，文件 lr_test.py 附后：

lr_test.py

3. 执行文件： D:\lab-2>python lr_test.py

4. 查看输出结果，如果程序无误，则输出如下图所示：
   tensorboard --logdir=D:\\lab-2\\output-test --port=8008
   http://localhost:8008/#images&run=.



实作：

依据上节训练结果，测试所训练的非线性函数的模型的表现，区间选择为$[-6, 6]$。