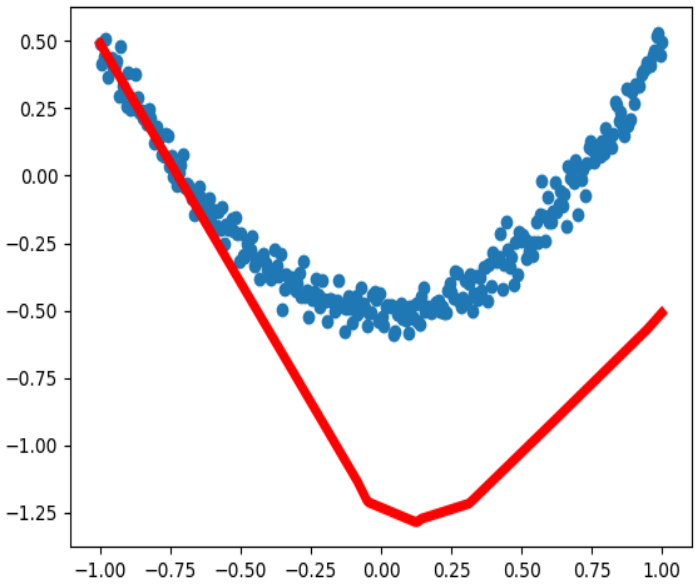
从本篇文章开始，作者正式开始研究Python深度学习、神经网络及人工智能相关知识。前一篇文章讲解了TensorFlow基础和一元直线预测的案例，以及Session、变量、传入值和激励函数；这篇文章将详细介绍TensorFlow创建回归神经网络及Optimizer优化器。本文主要结合作者之前的博客和"莫烦大神"的视频介绍，后面随着深入会讲解具体的项目及应用。

基础性文章，希望对您有所帮助，如果文章中存在错误或不足之处，还请海涵~作者作为人工智能的菜鸟，希望大家能与我在这一笔一划的博客中成长起来，共勉。




## 文章目录



同时推荐前面作者另外三个Python系列文章。从2014年开始，作者主要写了三个Python系列文章，分别是基础知识、网络爬虫和数据分析。2018年陆续增加了Python图像识别和Python人工智能专栏。

- Python基础知识系列：Pythonj基础知识学习与提升

- Python网络爬虫系列：Python爬虫之Selenium+Phantomjs+CasperJS
- Python数据分析系列：知识图谱、web数据挖掘及NLP
- Python图像识别系列：Python图像处理及图像识别
- Python人工智能系列：Python人工智能及知识图谱实战

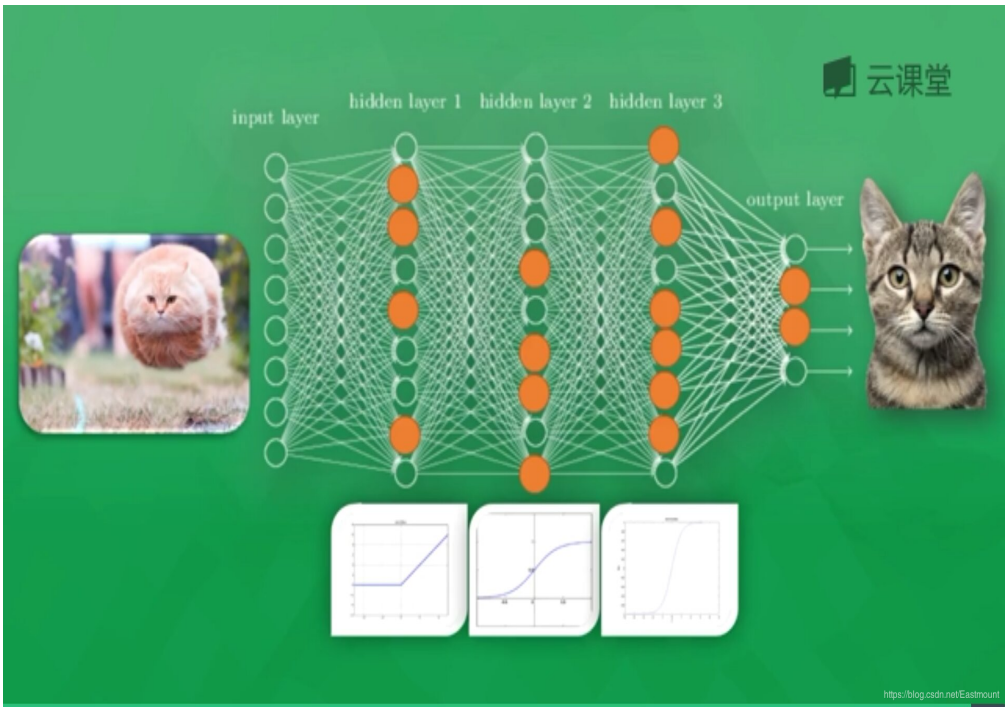

前文：
[Python人工智能] 一.TensorFlow2.0环境搭建及神经网络入门
[Python人工智能] 二.TensorFlow基础及一元直线预测案例
[Python人工智能] 三.TensorFlow基础之Session、变量、传入值和激励函数

代码下载地址：https://github.com/eastmountyxz/AI-for-TensorFlow

---

# 一.TensorFlow创建神经层

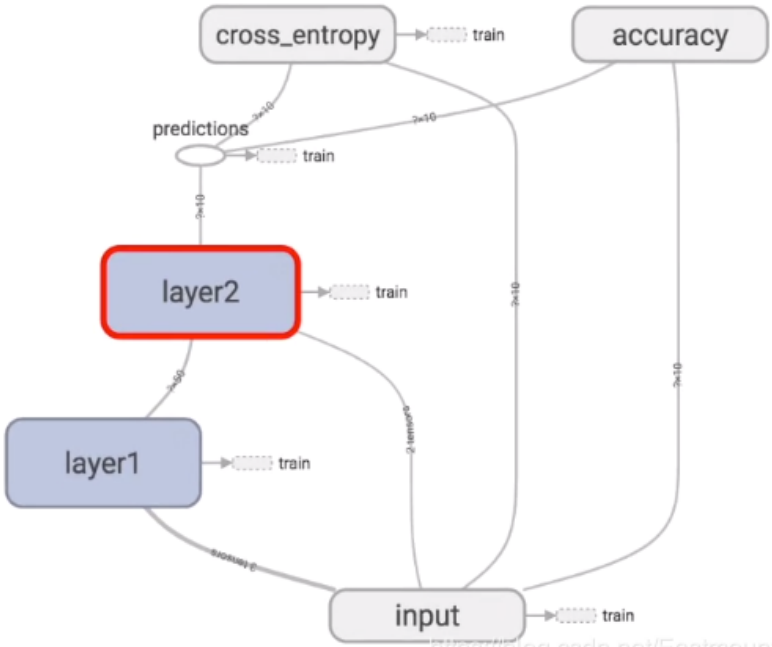
如图所示，通过该神经网络识别动物猫或狗，共包括输入层（Input Layer）、隐藏层3层（Hidden Layer）和输出层（Output Layer）。其中每个隐藏层神经元都有一个激励函数，被激励的神经元传递的信息最有价值，它也决定最后的输出结果，经过海量数据训练后，最终神经网络将可以用于识别猫或狗。



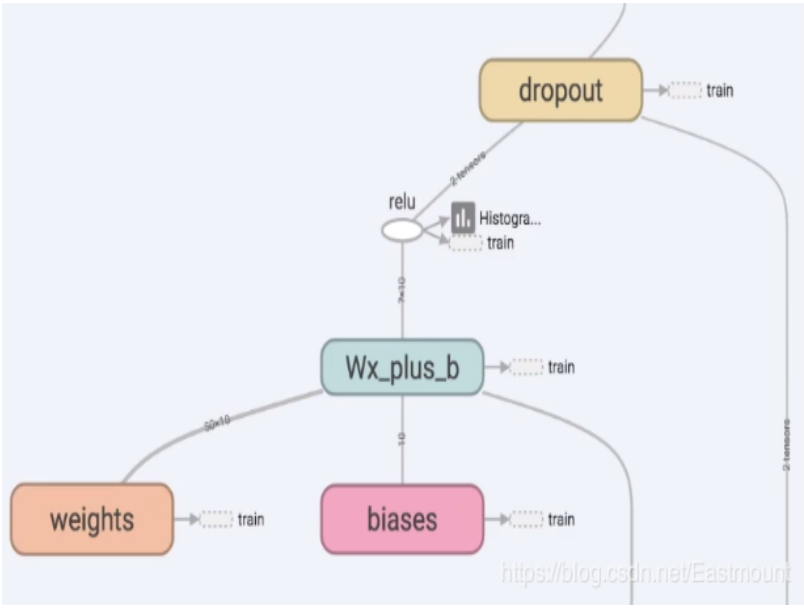
本文将通过TensorFlow不断训练学习，拟合一条曲线来预测散点的分布规律。首先，我们需要添加神经层，将层（Layer）定义成函数，用来添加神经层。神经层是相互连接的，从第一层输入层传入到隐藏层，最后传输至输出层。函数原型如下：

- **add_layer(inputs, in_size, out_size, activation_function=None)**
  参数包括输入值，输入节点数，输出节点数和激励函数（默认为None）

TensorFlow的结构如下，输入值input经过隐藏层layer1和layer2，然后有一个预测值predictions，cross_entropy是计算跟真实值的差距。




首先，我们需要制作的层是Layer1或Layer2，它们中间会有权重Weights和偏置biases，计算位于Wx_plus_b中，激励函数是relu。




下面开始撰写代码，如下所示：（详见注释）

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
Created on Thu Dec  5 18:52:06 2019
@author: xiuzhang Eastmount CSDN
"""
import tensorflow as tf

#--------------------------------定义神经层-----------------------------
# 函数：输入变量 输入大小 输出大小 激励函数默认None
def add_layer(inputs, in_size, out_size, activation_function=None):
    # 权重为随机变量矩阵
    Weights = tf.Variable(tf.random_normal([in_size, out_size]))    #行*
    # 定义偏置 初始值增加0.1 每次训练中有变化
    biases = tf.Variable(tf.zeros([1, out_size]) + 0.1)             #1行
    # 定义计算矩阵乘法 预测值
    Wx_plus_b = tf.matmul(inputs, Weights) + biases
    # 激活操作
    if activation_function is None:
        outputs = Wx_plus_b
    else:
        outputs = activation_function(Wx_plus_b)

    return outputs
```

---

# 二.回归神经网络实现

接下来开始实现了第一个神经网络代码，步骤如下：

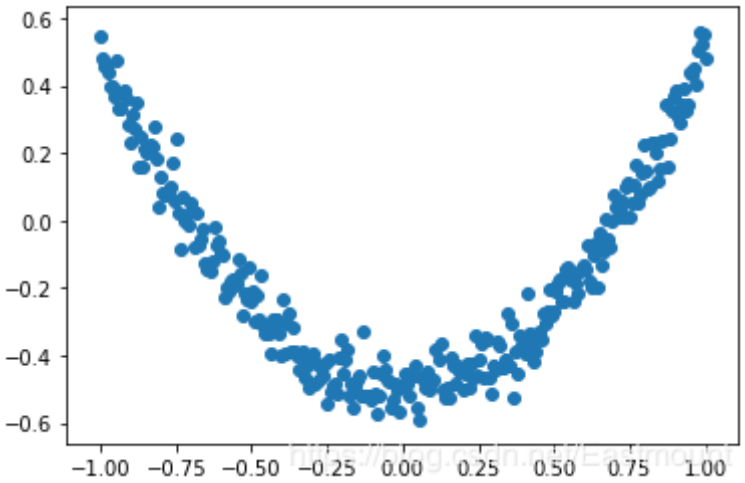
## 1.制作虚拟数据

通过numpy.linspace生成300个随机点进行训练，形成y=x^2-0.5的虚拟数据。代码如下：

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
#--------------------------------定义神经层-----------------------------
# 函数：输入变量 输入大小 输出大小 激励函数默认None
def add_layer(inputs, in_size, out_size, activation_function=None):
    # 权重为随机变量矩阵
    Weights = tf.Variable(tf.random_normal([in_size, out_size]))    #行*
    # 定义偏置 初始值增加0.1 每次训练中有变化
    biases = tf.Variable(tf.zeros([1, out_size]) + 0.1)             #1行
    # 定义计算矩阵乘法 预测值
    Wx_plus_b = tf.matmul(inputs, Weights) + biases
```

```
    # 激活操作
    if activation_function is None:
        outputs = Wx_plus_b
    else:
        outputs = activation_function(Wx_plus_b)

    return outputs

#--------------------------------构造数据---------------------------------
# 输入
x_data = np.linspace(-1, 1, 300)[:,np.newaxis]   #维度
# 噪声
noise = np.random.normal(0, 0.05, x_data.shape)  #平均值0 方差0.05
# 输出
y_data = np.square(x_data) -0.5 + noise

# 设置传入的值xs和ys
xs = tf.placeholder(tf.float32, [None, 1]) #x_data传入给xs
ys = tf.placeholder(tf.float32,[None, 1]) #y_data传入给ys

#--------------------------------可视化分析-------------------------------
import matplotlib.pyplot as plt

# 定义图片框
fig = plt.figure()
ax = fig.add_subplot(1,1,1)
# 散点图
ax.scatter(x_data, y_data)
plt.show()
```

这里通过matplotlib简单绘制散点图，输出结果如下图所示，基本满足：y_data = np.square(x_data) -0.5 + noise。



## 2.添加神经网络层

定义了隐藏层L1层和输出层prediction。

- **L1 = add_layer(xs, 1, 10, activation_function=tf.nn.relu)**
  输入为xs，1维的data，神经元10个，relu非线性激励函数
- **prediction = add_layer(L1, 10, 1, activation_function=None)**
  输入为L1输出值， in_size为L1的神经元10，假设L2输出为最终output

完整代码如下图所示：

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
Created on Thu Dec  5 18:52:06 2019
@author: xiuzhang Eastmount CSDN
"""
import tensorflow as tf
import numpy as np

#---------------------------------定义神经层-----------------------------
# 函数：输入变量 输入大小 输出大小 激励函数默认None
def add_layer(inputs, in_size, out_size, activation_function=None):
    # 权重为随机变量矩阵
    Weights = tf.Variable(tf.random_normal([in_size, out_size]))    #行*
    # 定义偏置 初始值增加0.1 每次训练中有变化
    biases = tf.Variable(tf.zeros([1, out_size]) + 0.1)             #1行
    # 定义计算矩阵乘法 预测值
    Wx_plus_b = tf.matmul(inputs, Weights) + biases
    # 激活操作
    if activation_function is None:
        outputs = Wx_plus_b
    else:
        outputs = activation_function(Wx_plus_b)

    return outputs

#---------------------------------构造数据-----------------------------
# 输入
x_data = np.linspace(-1, 1, 300)[:,np.newaxis]   #维度
# 噪声
noise = np.random.normal(0, 0.05, x_data.shape)  #平均值0 方差0.05
# 输出
y_data =np.square(x_data) -0.5 + noise

# 设置传入的值xs和ys
xs = tf.placeholder(tf.float32, [None, 1]) #x_data传入给xs
```

```
ys = tf.placeholder(tf.float32,[None, 1]) #y_data传入给ys

#--------------------------------可视化分析-----------------------------
import matplotlib.pyplot as plt

# 定义图片框
fig = plt.figure()
ax = fig.add_subplot(1,1,1)
# 散点图
ax.scatter(x_data, y_data)
# 连续显示
plt.ion()
plt.show()

#--------------------------------定义神经网络-----------------------------
# 一个输入层：x_data只有一个属性故只有一个神经元
# 一个输出层：y_data只有一个属性故只有一个神经元
# 一个隐藏层：10个神经元

# 隐藏层
L1 = add_layer(xs, 1, 10, activation_function=tf.nn.relu)

# 输出层
prediction = add_layer(L1, 10, 1, activation_function=None)
```

---

## 3.计算误差与神经网络学习

定义loss变量计算误差，即预测值与真实值的差别；再定义梯度下降变量（GradientDescentOptimizer），通过梯度下降让预测值更接近真实值。最后在Session中初始化及计算误差，每隔50步输出一次运算结果。

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
Created on Thu Dec  5 18:52:06 2019
@author: xiuzhang Eastmount CSDN
"""
import tensorflow as tf
import numpy as np

#--------------------------------定义神经层-----------------------------
# 函数：输入变量 输入大小 输出大小 激励函数默认None
def add_layer(inputs, in_size, out_size, activation_function=None):
    # 权重为随机变量矩阵
    Weights = tf.Variable(tf.random_normal([in_size, out_size]))    #行*
```

```
    # 定义偏置 初始值增加0.1 每次训练中有变化
    biases = tf.Variable(tf.zeros([1, out_size]) + 0.1)             #1行多
    # 定义计算矩阵乘法 预测值
    Wx_plus_b = tf.matmul(inputs, Weights) + biases
    # 激活操作
    if activation_function is None:
        outputs = Wx_plus_b
    else:
        outputs = activation_function(Wx_plus_b)

    return outputs

#---------------------------------构造数据---------------------------------
# 输入
x_data = np.linspace(-1, 1, 300)[:,np.newaxis]   #维度
# 噪声
noise = np.random.normal(0, 0.05, x_data.shape)  #平均值0 方差0.05
# 输出
y_data =np.square(x_data) -0.5 + noise

# 设置传入的值xs和ys
xs = tf.placeholder(tf.float32, [None, 1]) #x_data传入给xs
ys = tf.placeholder(tf.float32,[None, 1]) #y_data传入给ys

#---------------------------------可视化分析---------------------------------
import matplotlib.pyplot as plt

# 定义图片框
fig = plt.figure()
ax = fig.add_subplot(1,1,1)
# 散点图
ax.scatter(x_data, y_data)
# 连续显示
plt.ion()
plt.show()

#---------------------------------定义神经网络---------------------------------
# 一个输入层：x_data只有一个属性故只有一个神经元
# 一个输出层：y_data只有一个属性故只有一个神经元
# 一个隐藏层：10个神经元

# 隐藏层
L1 = add_layer(xs, 1, 10, activation_function=tf.nn.relu)

# 输出层
prediction = add_layer(L1, 10, 1, activation_function=None)
```

```
#------------------------------定义loss和初始化-----------------------------
# 预测值与真实值误差 平均值->求和->平方(真实值-预测值)
loss = tf.reduce_mean(tf.reduce_sum(tf.square(ys - prediction),
                    reduction_indices=[1]))

# 训练学习 学习效率通常小于1 这里设置为0.1可以进行对比
train_step = tf.train.GradientDescentOptimizer(0.1).minimize(loss) #减小误

# 初始化
init = tf.initialize_all_variables()

# 运行
sess = tf.Session()
sess.run(init)

#--------------------------------神经网络学习-----------------------------

# 学习1000次
n = 1
for i in range(1000):
    # 训练
    sess.run(train_step, feed_dict={xs:x_data, ys:y_data}) #假设用全部数据x
    # 输出结果 只要通过place_holder运行就要传入参数
    if i % 50==0:
        print(sess.run(loss, feed_dict={xs:x_data, ys:y_data}))
```

输出结果如下图所示，每隔50步输出结果，第一次的误差是0.45145842，第二次的误差是0.012015346， 其误差在不断减少，说明神经网络在提升预测的准确性或学到东西了。

```
0.45145842
0.012015346
0.008982641
0.008721641
0.0085632615
0.008296631
0.0078961495
0.0074299597
0.0069189137
0.0063963127
0.0058622854
0.00548969
0.0051686876
0.0048802416
0.0046461136
0.0044451333
```

```
0.0042808857
0.004134449
0.0040101893
0.0039141406
```

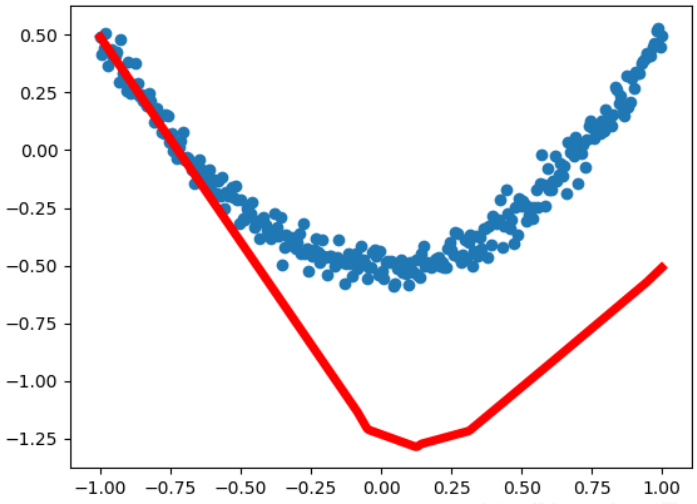
写道这里，整个神经网络的定义和运行过程讲述完毕，包括定义神经层、误差设置、初始化及运行等，接下来开始可视化分析。

---

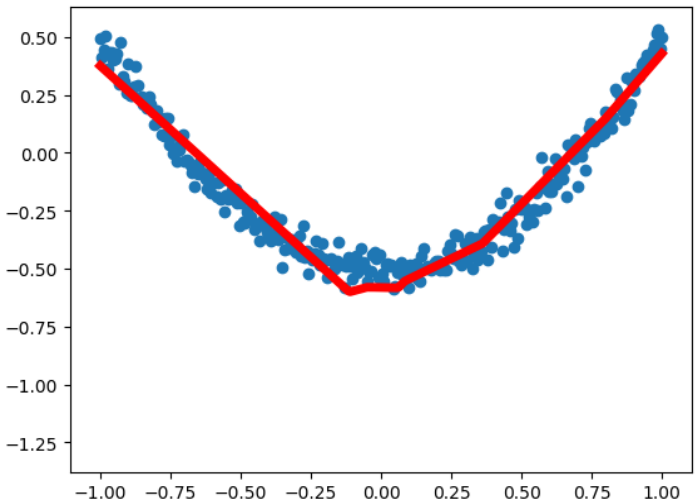
# 三.回归神经网络可视化分析

为了更直观了解神经网络是如何优化结果的，我们通过matplotlib进行可视化分析。从最早不合理的图形到后面基本拟合，loss误差在不断减小，说明神经网络的真实值和预测值在不断更新接近，神经网络正常运行。

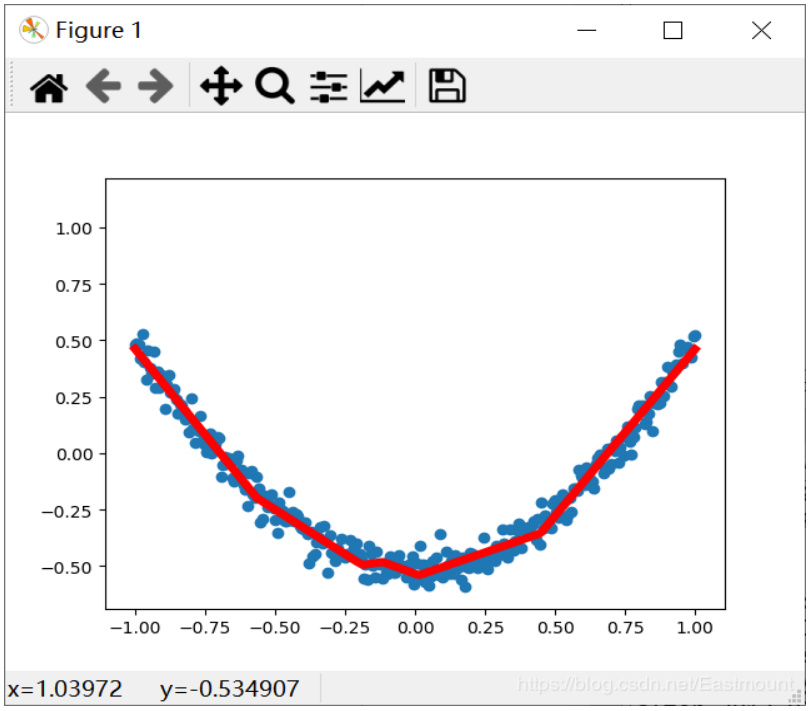
第一次运行结果：




第四次运行结果：



第二十次运行结果：



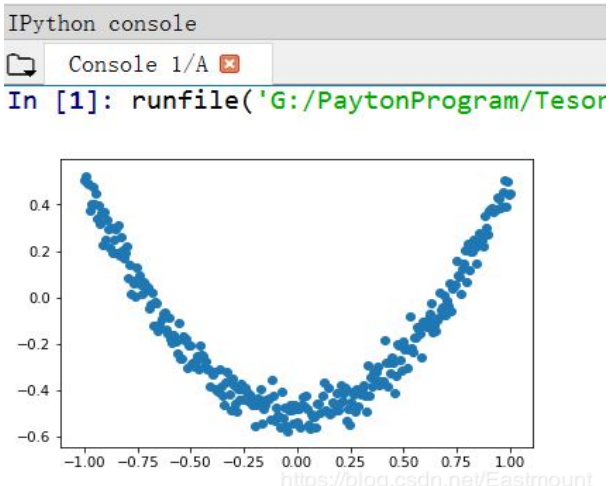

完整代码及注释如下所示：

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
Created on Thu Dec  5 18:52:06 2019
@author: xiuzhang Eastmount CSDN
"""
import tensorflow as tf
import numpy as np

#---------------------------------定义神经层-----------------------------
# 函数：输入变量 输入大小 输出大小 激励函数默认None
def add_layer(inputs, in_size, out_size, activation_function=None):
    # 权重为随机变量矩阵
    Weights = tf.Variable(tf.random_normal([in_size, out_size]))    #行*
    # 定义偏置 初始值增加0.1 每次训练中有变化
    biases = tf.Variable(tf.zeros([1, out_size]) + 0.1)             #1行
    # 定义计算矩阵乘法 预测值
    Wx_plus_b = tf.matmul(inputs, Weights) + biases
    # 激活操作
    if activation_function is None:
        outputs = Wx_plus_b
    else:
        outputs = activation_function(Wx_plus_b)

    return outputs

#---------------------------------构造数据-----------------------------
# 输入
```

```
x_data = np.linspace(-1, 1, 300)[:,np.newaxis]   #维度
# 噪声
noise = np.random.normal(0, 0.05, x_data.shape)  #平均值0 方差0.05
# 输出
y_data =np.square(x_data) -0.5 + noise

# 设置传入的值xs和ys
xs = tf.placeholder(tf.float32, [None, 1]) #x_data传入给xs
ys = tf.placeholder(tf.float32,[None, 1]) #y_data传入给ys

#---------------------------------可视化分析-------------------------------
import matplotlib.pyplot as plt

# 定义图片框
fig = plt.figure()
ax = fig.add_subplot(1,1,1)
# 散点图
ax.scatter(x_data, y_data)
# 连续显示
plt.ion()
plt.show()

#---------------------------------定义神经网络-------------------------------
# 隐藏层
L1 = add_layer(xs, 1, 10, activation_function=tf.nn.relu)

# 输出层
prediction = add_layer(L1, 10, 1, activation_function=None)

#-----------------------------定义loss和初始化-----------------------------

# 预测值与真实值误差 平均值->求和->平方(真实值-预测值)
loss = tf.reduce_mean(tf.reduce_sum(tf.square(ys - prediction),
                    reduction_indices=[1]))

# 训练学习 学习效率通常小于1 这里设置为0.1可以进行对比
train_step = tf.train.GradientDescentOptimizer(0.1).minimize(loss) #减小误

# 初始化
init = tf.initialize_all_variables()

# 运行
sess = tf.Session()
sess.run(init)

#---------------------------------神经网络学习-------------------------------
```

```
# 学习1000次
n = 1
for i in range(1000):
    # 训练
    sess.run(train_step, feed_dict={xs:x_data, ys:y_data}) #假设用全部数据x
    # 输出结果 只要通过place_holder运行就要传入参数
    if i % 50==0:
        #print(sess.run(loss, feed_dict={xs:x_data, ys:y_data}))

        try:
            # 忽略第一次错误 后续移除lines的第一个线段
            ax.lines.remove(lines[0])
        except Exception:
            pass

        # 预测
        prediction_value = sess.run(prediction, feed_dict={xs:x_data})
        # 设置线宽度为5 红色
        lines = ax.plot(x_data, prediction_value, 'r-', lw=5)
        # 暂停
        plt.pause(0.1)
        # 保存图片
        name = "test" + str(n) + ".png"
        plt.savefig(name)
        n =  n + 1
```

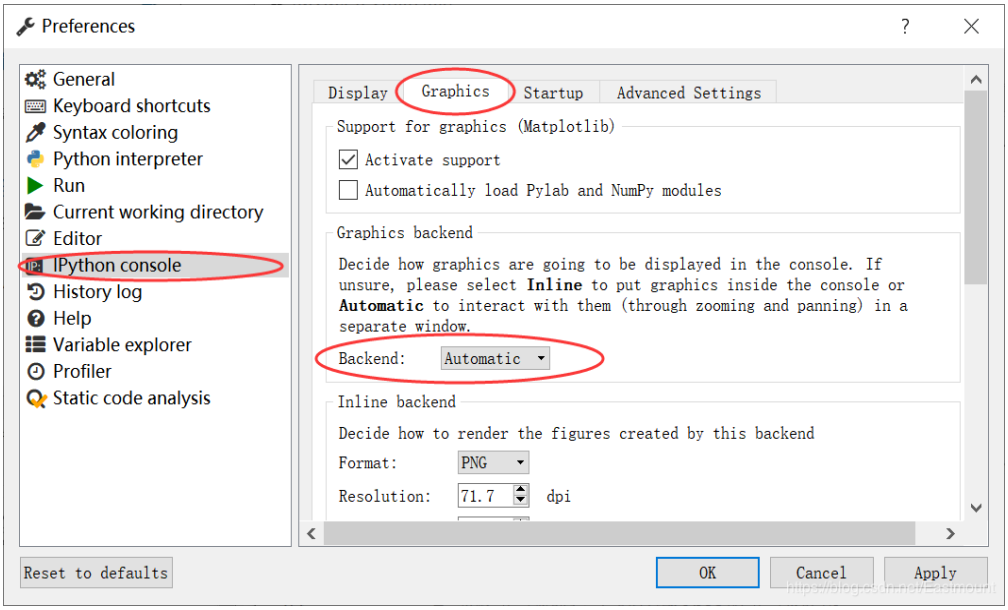
注意：在Spyder软件运行代码，一般显示figure的是在IPython console中，如下图所示，图比较小且不能进行操作，同时在IPython console中不能进行动态的figure显示。这时候需要设置单独弹出的窗口才能解决。




在Spyder软件设置单独弹出的窗口的步骤为：Tools–>Preferences–>IPython console–>Graphics–>Graphics backend–> Backend–>设置成Automatic，如下图所示。如果是设置成Inline则figure是在IPython console中显示。最后需要再对Spyder软件进行重新启

动，没有重启则不能实现设置效果。这样就可以显示出单独的窗口，并可以实现动态的figure显示，如图所示的曲线动态拟合效果。

参考：Spyder中单独弹出窗口显示figure以及解决动态figure显示的设置




# 四.Optimizer优化器

class tf.train.Optimizer是优化器（optimizers）类的基类。这个类定义了在训练模型的时候添加一个操作的API。你基本上不会直接使用这个类，但是你会用到他的子类比如GradientDescentOptimizer、AdagradOptimizer、MomentumOptimizer等等。

优化器有很多不同的种类，最基本的一种是GradientsDescentOptimizer，它也是机器学习中最重要或最基础的线性优化。官方给出的常见优化器如下图所示：

### Training

- Optimizers
  - `class tf.train.Optimizer`
  - Usage
  - Processing gradients before applying them.
  - Gating Gradients
  - Slots
  - `class tf.train.GradientDescentOptimizer`
  - `class tf.train.AdagradOptimizer`
  - `class tf.train.MomentumOptimizer`
  - `class tf.train.AdamOptimizer`
  - `class tf.train.FtrlOptimizer`
  - `class tf.train.RMSPropOptimizer`
- Gradient Computation
  - `tf.gradients(ys, xs, grad_ys=None, name='gradients', colocate_gradients_with_ops=False, gate_gradients=False, aggregation_method=None)`
  - `class tf.AggregationMethod`
  - `tf.stop_gradient(input, name=None)`

官方网址：
http://www.tensorfly.cn/tfdoc/api_docs/python/train.html

https://tensorflow.google.cn/versions/r1.15/api_docs/python/tf/train/Optimizer

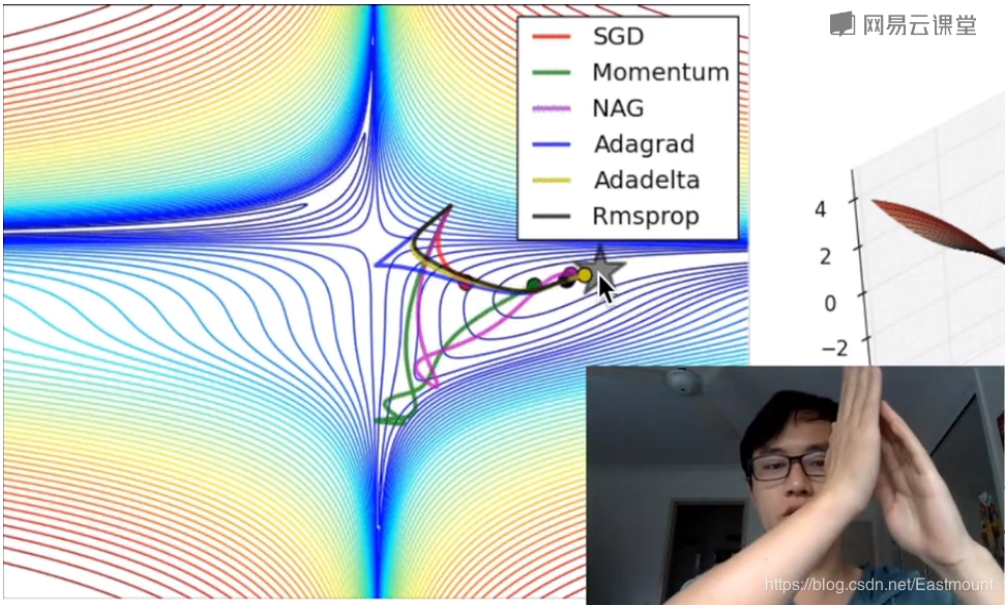
它介绍七种常见的优化器包括：

- class tf.train.GradientDescentOptimizer
- class tf.train.AdagradOptimizer
- class tf.train.AdadeltaOptimizer
- class tf.train.MomentumOptimizer
- class tf.train.AdamOptimizer
- class tf.train.FtrlOptimizer
- class tf.train.RMSPropOptimizer

下面结合“莫烦”老师的课程，给读者们分享优化器的用法。

- **GradientDescentOptimizer**（梯度下降）取决于传进数据的size，比如只传进去全部数据的十分之一，GradientDescentOptimizer就变成了STD，它只考虑一部分的数据，一部分一部分的学习，其优势是能更快地学习到去往全局最小量（Global minimum）的路径。
- **MomentumOptimizer** 是基于学习效率的改变，它不仅仅考虑这一步的学习效率，还加载了上一步的学习效率趋势，然后上一步加这一步的learning_rate，它会比GradientDescentOptimizer更快到达全局最小量。
- **RMSPropOptimizer** Google用它来优化阿尔法狗的学习效率。

下图通过可视化对各种优化器进行了对比分析，机器学习从目标学习到最优的过程，有不同的学习路径，由于Momentum考虑了上一步的学习（learning_rate），走的路径会很长；GradientDescent的学习时间会非常慢。如果您是初学者，建议使用GradientDescentOptimizer即可，如果您有一定的基础，可以考虑下MomentumOptimizer、AdamOptimizer两个常用的优化器，高阶的话，可以尝试学习RMSPropOptimizer优化器。总之，您最好结合具体的研究问题，选择适当的优化器。




# 五.总结

深夜写下这篇文章，真的非常忙碌，希望这篇基础性文章对您有所帮助，如果文章中存在错误或不足之处，还请海涵~作为人工智能的菜鸟，我希望自己能不断进步并深入，后续将它应用于图像识别、网络安全、对抗样本等领域，一起加油！

(By:Eastmount 2019-12-05 深夜12点夜于珞珈山 http://blog.csdn.net/eastmount/ )

**作者theano人工智能系列：**
[Python人工智能] 一.神经网络入门及theano基础代码讲解
[Python人工智能] 二.theano实现回归神经网络分析
[Python人工智能] 三.theano实现分类神经网络及机器学习基础
[Python人工智能] 四.神经网络和深度学习入门知识
[Python人工智能] 五.theano实现神经网络正规化Regularization处理
[Python人工智能] 六.神经网络的评价指标、特征标准化和特征选择
[Python人工智能] 七.加速神经网络、激励函数和过拟合

参考文献：
[1] 神经网络和机器学习基础入门分享 - 作者的文章
[2] 斯坦福机器学习视频NG教授： https://class.coursera.org/ml/class/index
[3] 书籍《游戏开发中的人工智能》、《游戏编程中的人工智能技术》
[4] 网易云莫烦老师视频（强推 我付费支持老师一波）：
https://study.163.com/course/courseLearn.htm?courseId=1003209007
[5] 神经网络激励函数 - deeplearning
[6] tensorflow架构 - NoMorningstar
[7] 《TensorFlow2.0》低阶 api 入门 - GumKey

[8] TensorFlow之基础知识 - kk123k
[9] Tensorflow基础知识梳理- sinat_36190649
[10] 深度学习之 TensorFlow（二）： TensorFlow 基础知识 - 希希里之海

---