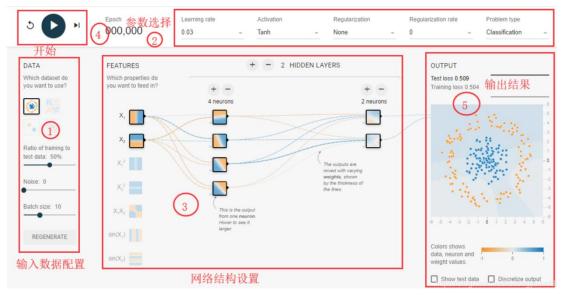
# TensorFlow Playground 试用报告

### 目录

<b>一.</b>	功能介绍	. 1
	1.1 控制运行	. 1
	1.2 运行周期数	
	1.3 参数调整区域	. 1
	1.4 数据区域 DATA	2
	1.5 网络结构区域	. 3
<u> </u>	功能体验	

## 一. 功能介绍

TensorFlow Playground 是通过网页浏览器就可以训练简单神经网络并实现了可视化训练过程的工具。其界面主体功能如下图所示。



#### 1.1 控制运行

左上角的三个功能分别是:(a)重启;(b)运行;(c)一次运行一个周期。



# 1.2 运行周期数

Epoch 用于查看训练的周期数,这里表示已经训练了 696 个周期。

Epoch

# 000,696

## 1.3 参数调整区域

- 1)Learning rate 学习率超参数,在梯度下降算法中用到,选择范围如下: 0.0001, 0.0001, 0.001, 0.003, 0.01, 0.03, 0.1, 0.3, 1, 3, 10;
- 2) Activation 激活函数, 默认非线性函数 Tanh, 对于线性分类问题可以不使用激活函数。可选激活函数: ReLU, Tanh, Sigmoid, Linear;
  - 3) Regularization 正则化,利用范数解决过拟合的问题,有 None、L1、L2 三个选项;

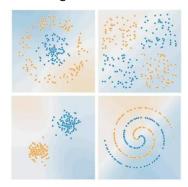
- 4) Regularization Rate 正则化率,一种标量值,以 lambda 表示,用于指定正则化函数的相对重要性。有如下选项: 0, 0.001, 0.003, 0.01, 0.03, 0.1, 0.3, 1, 3, 10;
- 5) Problem type 问题类型,包含分类 Classification 和回归 Regression 两个类型。分类问题:给定一个新的模式,根据训练集推断它所对应的类别(如:+1,-1),是一种定性输出,也叫离散变量预测;回归问题是指,给定一个新的模式,根据训练集推断它所对应的输出值(实数)是多少,是一种定量输出,也叫连续变量预测。

Learning rate		Activation		Regularization	Regularization rate		Problem type	
0.03	•	Tanh	•	None	0	. •	Classification	~

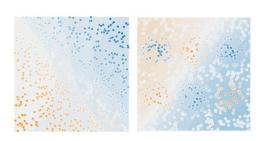
#### 1.4 数据区域 DATA

对于分类 Classification:提供了四种数据,分别是圆形、异或、高斯和螺旋,每组数据,都是不同形态分布的一群点,其中只有高斯类型是线性可分的。每一个点,都有 x1 和 x2 两个特征,表示点的位置。点的颜色代表样例的标签,数据中的点有 2 类:橙色和蓝色,这里是一个二分类问题。神经网络的目标:通过训练,知道哪些位置的点是橙色、哪些位置的点是蓝色。默认选中第一种,被选中的数据也会显示在最右侧的 OUTPUT 中。

对于回归 Regression: 提供 Plane 和 Multi Gaussian 两种数据类型,分为线性和非线性。







(b) Regression data

Ratio of training to test : 数据用于测试的比例(对进度条进行操作即可调整)。

Noise:对数据中引入噪声,范围是 0-50。

Batch size: 调整 batch size 的大小,范围是 1-30。



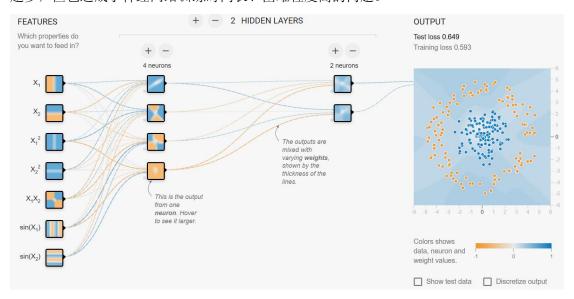
#### 1.5 网络结构区域

FEATURES 特征向量:为了将一个实际问题对应到空间中的点,我们需要提取特征,特征向量是神经网络的输入。平台提供了下图最左侧展示的七种特征: $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_1^2$ 、 $x_2^2$ 、 $x_1x_2$ 、 $\sin(x_1)$ 、 $\sin(x_2)$ 。 $x_1$  表达的是以横坐标分布的数据特征,即找到与横坐标垂直的线,训练过程中对这条线进行左右移动,找到最佳,将两类数据区分开。

HIDDEN LAYERS 隐藏层:在输入和输出之间的神经网络称为隐藏层,一般神经网络的隐藏层越多这个神经网络越深。这里有 2 个隐藏层,第一个隐藏层上有 4 个节点,第二个隐藏层上有 2 个节点。直接通过点击各个图标即可选择 Features 的类型,对于隐藏层的操作,可以直接选择加减号即可获得想要的隐藏层层数以及每层的神经元个数。

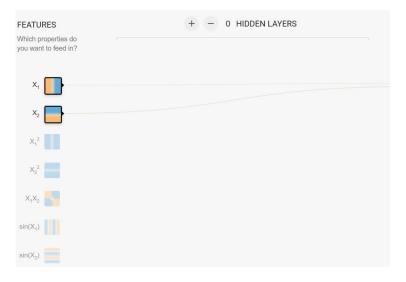
OUTPUT 输出结果区域:设置完上面的参数,点击运行即可观测到输出结果的变化。如果选择分类,可看到明显的边界变化以及 loss 在不断减小,点击 show test data 可以显示未参与训练的 test 数据集的情况,点击 Discretize output 可以看到离散化后的结果。

一般而言,隐藏层越深,每个隐藏层的神经元的个数越多,所能发掘的底层非线性规律 越多,但也造成了神经网络训练时间长、困难程度高的问题。

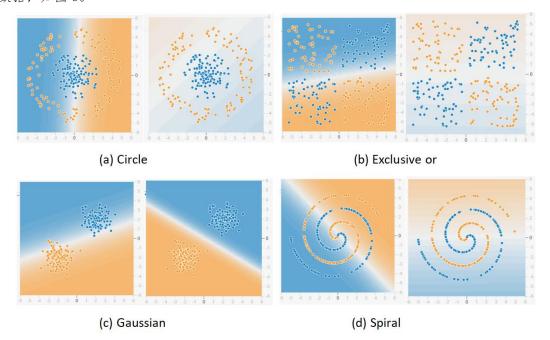


### 二. 功能体验

● 分类问题,输入 x<sub>1</sub>、x<sub>2</sub> 两种特征,不使用非线性激活函数,学习率,无隐藏层。



对四种数据类型分别进行训练,训练前后的输出可视化结果如下,只有高斯类型的数据能做到准确分类。只用线性特征和线性模型是无法对非线性数据进行分类的,只能分类线性数据,如图 c。

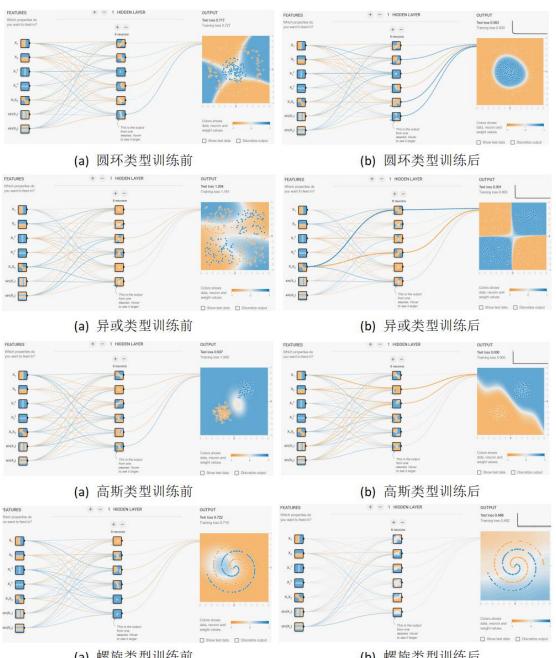


● 以异或数据为例,进一步探究。在上一步基础上引入新的特征  $x_1x_2$  可以实现精确分类。训练完成后, $x_1x_2$  对应的线比单独的  $x_1$  和  $x_1$  粗,说明  $x_1x_2$  权重高,即该特征对于分类影响 i 更大。由此可见,特征工程相当重要。



● 在上一步基础上增加一层 6 个单元的隐藏层,将所有特征都选定,形成一个全连接的神经网络,进行训练。分别对四种类型的数据进行训练,可以看出,圆环、异或、高斯数据类型都能实现准确分类,螺旋型数据还存在较高误差。

由此可见,仅仅在特征层面引入非线性元素还不够,还需要在模型方面引入非线性激活函数。平台提供三种常用非线性激活函数,二分类问题常用 Sigmoid 激活函数,隐藏层和卷积神经网络常用 ReLU修正线性单元,生成对抗网络和循环神经网络常用双曲正切 Tanh 函数。

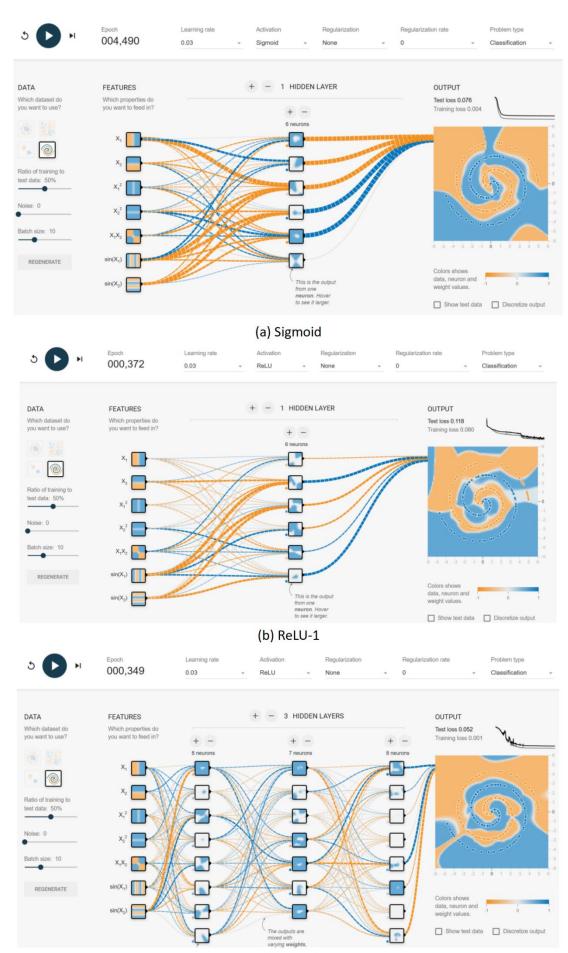


(a) 螺旋类型训练前

(b) 螺旋类型训练后

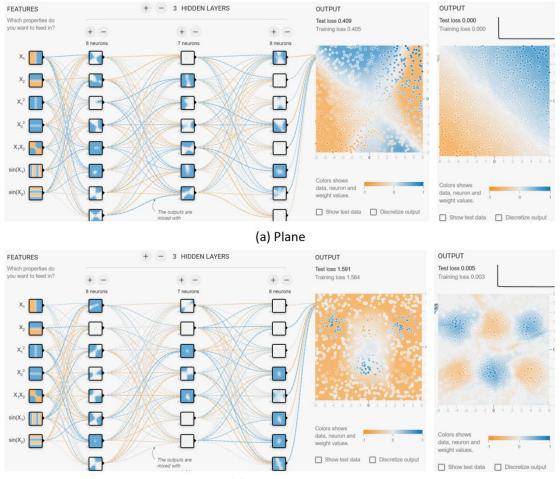
### ● 分别用 Sigmoid 和 ReLU 进行训练的对比实验。

Sigmoid 由于存在梯度消失现象,收敛慢; ReLU 收敛快,但在螺旋形数据中并没有得到 很好的结果, 通过增加隐藏层以及隐藏层的神经元数, 有助于网络提高精度。



(c) ReLU-2

# ● 回归问题,在上述参数下进行回归问题实验。



(b) Multi Gaussian