# Tensorflow Playground试用报告

Tensorflow palyground页面如图所示，主要分为DATA（数据），FEATURES（特征），HIDDEN LAYERS（隐含层），OUTPUT（输出层）

|  |
| --- |
|  |

DATA一栏里提供了4种不同形态的数据，分别是圆形、异或、高斯和螺旋。平面内的数据分为蓝色和黄色两类。

|  |
| --- |
|  |

我们的目标就是通过神经网络将这两种数据分类，可以看出螺旋形态的数据分类是难度最高的。除此之外，PlayGround还提供了非常灵活的数据配置，可以调节噪声、训练数据和测试数据的比例和Batch size的大小。

|  |
| --- |
|  |

Ratio of training to test data是训练集和测试集的比例，Noise是数据是否添加噪声，Batch size的设置是每次给网络喂进去多少数据。如果太大的话，处理器可能吃力。

下面来检验特征数量对网络训练结果的影响。采用最简单的cycle数据集，特征数量分别为2，3，4。

|  |
| --- |
|  |
|  |
|  |

随着特征数量的增加Test loss和Training loss都越来越小。特征数量的增加对模型的拟合能力有很大的提升。

|  |
| --- |
|  |
|  |

四个隐藏层的训练效果比三个训练效果更好。

介绍完以上之后，我们进行模型训练参数的介绍。

|  |
| --- |
|  |
|  |

上图为Tensorflow palyground页面打开后的部分参数显示与设置，Epoch指的是训练次数，一次Epoch具体是指是指完成一次完整的训练数据遍历的过程。换句话说，每个Epoch都是对整个训练集的一次迭代。在这个过程中，深度学习模型会使用所有的训练数据来更新其内部参数。通过多次迭代（即多个Epochs），模型可以逐渐优化其参数，以更准确地预测输出结果。下面来具体展示不同次迭代后的效果。上图（505次）下图（1523次）

|  |
| --- |
|  |
|  |

可以看到训练1523次的Test loss和Traning loss更加低。

Learning rate是指学习率，学习速率的设置第一次可以设置大一点的学习率加快收敛，后续慢慢调整；也可以采用动态变化学习速率的方式（比如，每一轮乘以一个衰减系数或者根据损失的变化动态调整学习速率）。但在该可视化工具中并不支持随着训练自动调节。下面具体展示学习率的不同。

|  |
| --- |
|  |
|  |

这次我们使用较为复杂的数据，并增加每个隐藏层的神经元个数以增加其拟合能力。我们可以看出学习率设置为0.001和0.01时各自经历训练3700次左右。学习率为0.01的Test loss明显比0.001的低很多，但在训练过程中的震荡也比较明显。所以现在有很多使用随着训练过程而变化的学习率的设置。

Activation是指激活函数，它是一种非线性函数，应用于神经网络的每个神经元上。它的作用是引入非线性映射，使神经网络能够学习和表示复杂的函数关系。激活函数能够增加网络的表达能力，解决线性不可分问题，并提取数据的高级特征和抽象表示，从而提高模型的拟合能力和学习能力。。下面展示不同的激活函数在训练迭代大概2000次的效果。

|  |
| --- |
|  |
|  |
|  |
|  |

可以明显看出使用激活函数的神经网络比不使用激活函数的神经网络的拟合能力更强。

再来讲一下Regularization（正则函数）的引入，正则化函数是在损失函数中加入的一个额外的项。这个额外的项也被称为正则项，它对模型参数施加了一定的惩罚，从而限制了模型参数的大小或复杂度。这样做可以使模型更加简单，从而减少过拟合的风险。防止在未见过的新数据上表现不佳。

|  |
| --- |
|  |
|  |

对比可以看出引入正则函数后再测试集上的Test loss明显降低了。符合我们引入正则函数的目的。

以上就是该神经网络可视化的试用报告。