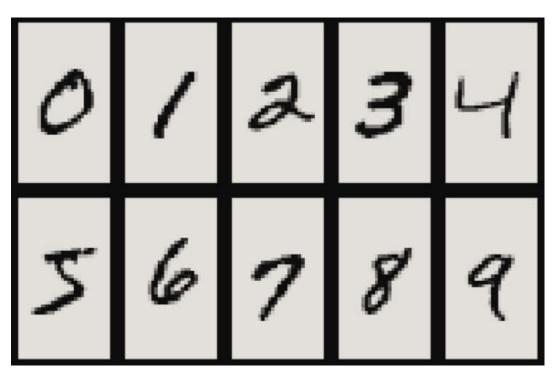
《人工智能导论》学习报告

学号: 2016202137 姓名: 龙彦兵

第一次关注人工智能,是在16年AlphaGo大败李世石的五番棋上,那时的确很好奇, 人工智能到底是怎么做到的,有点无法想象。确实是缘分,那时还是小白的我两年后就正 式接触了人工智能。 在上这次课前对人工智能还是比较模糊的,按照老师的推荐,选 择了《Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn & Tensorflow》这本比较经典的书作 为入门教材。不得不说,全英文的书读起来还是比较吃力,而且老师上课讲得飞快,适应 起来还是比较难的。课程初期,全是概念和算法理论。于是自己在网上找了个十分简单的 用TensorFlow来预测销售额的项目来练练手,用的是最简单的y = a0 + a1x单变量线性回归 模型。理论早就学过,但是用代码搭建神经网络还是第一次,从copy到理解,tensor、 operation、shape以及计算准确率等概念一个一个的概念的吸收,进度虽然缓慢,但对增 加学习信心十分有帮助,可以说我的coding操作就是从这正式开始的。 不久后上课讲 到了比较经典的MNIST数据集,早就听说过这是机器学习在视觉领域的hello world,很想去 练练。每张图片上的是手写数字0-9,对应标签即为相应的数字。图片格式统一为28*28, 使得后续操作简化了不少。从像素级别来处理图片,讲其化为有784变量的向量来处理。 安照书上步骤用matplotlib把图片可视化,初步尝试了matplotlib这个以后要常常打交道的库 的使用。之后便用sklearn进行处理,书上讲了很多,但其实并不难。很多理论性的东西讲 得比较简单, 手过一遍代码后慢慢就可以理解。



以上两个项目可以说是我的入门指导项目了,这次课程最最主要的当然是这个智能小车。一开始觉得既然是车,就凭感觉说服小组选了智能驾驶这个方向,后来实际操作后发现这真的是一个很有趣的项目。我们把项目分为若干部分,我主要负责对交通标志内容的识别。不得不说对数据集的处理也是挺麻烦的,虽然是直接从网上下载的,但对numpy、

pandas的不熟悉,而且是全英文的说明,也折腾了一番。其实整个流程基于TensorFlow很简单,难办的是一些细节上的处理,处理不同的事物经常要去选择和学习相应的库。图片处理使用了scikit-image,它对图片处理支持很好,除格式外,对图片的大小处理也十分容易上手。毕竟实验中的交通标志是从手机传来的每一帧图像中截出来的,大小不一,而且角度也不尽相同,使用scikit-image将其"矫正",统一化为32*32格式。



而搭建Graph就比较简单了,如下

```
#Graph to hold the model.
graph = tf.Graph()
# Model in the graph.
with graph.as_default():
# Placeholders for inputs and labels.
images_ph = tf.placeholder(tf.float32, [Mone, 32, 32, 3])
labels_ph = tf.placeholder(tf.int32, [Mone])
# Flatten input from: [Mone, height, width, channels]
# To: [None, height * width * channels] = [None, 3072]
images_flat = tf.contrib.layers.flatten(images_ph)
# Fully connected layer.
# Generates logits of size.
logits = tf.contrib.layers.fully_connected(images_flat, 62, tf.nn.relu)
# Convert logits to label indexes (int).
predicted_labels = tf.argmax(logits, 1)
# Define the loss function.
# Cross-entropy is a good choice for classification.
loss = tf.reduce_mean(tf.nn.sparse_softmax_cross_entropy_with_logits(logits=logits, label
# Training op.
train = tf.train.AdamOptimizer(learning_rate=0.001).minimize(loss)
# Initialization op to execute before training.
init = tf.global_variables_initializer()
print("images_flat: ", images_flat)
print("logits: ", logits)
print("loss: ", loss)
print("predicted_labels: ", predicted_labels)
```

最终决定使用全连接和Adam优化器,在可尝试的的方法中效果最好了(K-折交叉验证方法效果也很好,不过有时候不稳定)。但是准确率仍有不尽人意,到了接近1.6的时候已经是极限,准确率不到7成。

Loss: 4.2588 Loss: 2.88972 Loss: 2.42234 Loss: 2.20074 Loss: 2.06985 Loss: 1.98126 Loss: 1.91674 Loss: 1.86652 Loss: 1.82595 Loss: 1.79212 Loss: 1.76336 Loss: 1.73851 Loss: 1.71678 Loss: 1.69759 Loss: 1.68047 Loss: 1.6651 Loss: 1.65121 Loss: 1.63858 Loss: 1.62705

这基本就是本次我主要负责的部分了。在Github上也有许多类似的项目,有的准确率甚至能达到98%,把项目clone下来阅读了代码,很多用了很多较高深的算法,而且调用了imauge等不常见的库,整个代码运行下来问题都很多。整个项目是基于Yann Le Cun的《Traffic Sign Recognition with Multi-Scale Convolutional Networks》这篇论文,内容涉及的多层网络及优化方法晦涩难懂,时间有限,难以消化,不得不降低目标。 虽然本次实验离原来设定目标仍有距离,但是过程中发现了许多别人做的自动驾驶项目,十分吸引

人,之后我会继续在这个方向学习。我想这正是这门课程最大的收获了吧,为我打开了新世界的大门。

