**人工智能浅尝体会**

何忠恒 2015201924

**摘要：**人工智能的浪潮已经席卷到每一个角落，随着大数据时代的来临和硬件的不断发展（主要是GPU为主的对计算速度的大幅提高），机器学习、神经网络突破了原有的界限在越来越多的领域展现了卓越的能力。Scikit-Learn和tensorflow在python上的接口为机器学习的入门者提供了很好包装。在这一个学期的学习中，通过对老师课堂知识的理解和参加竞赛、组装智能小车的过程中对这两种工具的应用，让我对机器学习、神经网络有了初步的了解，为今后的学习奠定了基础。

**关键词：人工智能 机器学习 神经网络**

**一、大背景与新工具**

人工智能概念上世纪80年代就已经炒得火热，但是软硬件两方面的技术局限使其沉迷了很长一段时间。而现在，经过长时间的积累与技术革新，为展现人工智能的巨大威力奠定了基础。

1、在几十年互联网的积累下，人们已经获得了前所未有的庞大数据。大数据的到来，也带来了全新的思维模式，在《大数据时代》书中说到：”人们不再关心为什么，而是是什么。”传统的分析数据当中的规律去获取灵感的方式渐渐被淡化，而是数据本身就是一种财富，当人脑已经难以对每一种情景给出合理的解释时，不妨直接交给计算机去”思考”，人类只需提供一些模型和必要的公式，计算机便能给出你想要的结果，而不需要知道得到结果的方式。数据规模的巨大带来了更好的训练模型和结果。

2、人脑中有数百至上千亿个神经元，每个神经元都通过成千上万个突触与其他神经元相连，形成了非常复杂和庞大的神经网络，以分布和并发的方式传递信号。这种超大规模的并行计算结构使得人脑远超计算机，成为世界上最强大的信息处理系统。传统的CPU在尽可能模拟人脑结构进行大规模计算时具有极大的局限性，摩尔定律的逐渐失效使得CPU的计算速度已经遇到瓶颈。近年来，基于GPU（图形处理器）的大规模并行计算异军突起，由于其快速计算和高并行化非常适合于神经网络训练等人工智能算法，逐渐取代CPU成为主流工具。

有了这些工具后，为复杂、高维的人工智能的相关计算提供了可能。在本学期的课程中，重要讲了机器学习的相关算法已经神经网络基础，并应用Scikit-Learn以及tensorflow进行简单的分类算法已经模型训练。机器学习和神经网络中含有许多代数以及统计学的知识，对于初学者而言编写一个机器学习、神经网络的算法已经不是易事，更不论优化改进以计算庞大的数据。幸运的是，Scikit-Learn提供了丰富的机器学习算法，而tensorflow为图的构建、神经网络模型的搭建，参数的调整提供了友好的接口，让人工智能能够面向更为广大的群体和受众。

下面，我将对这门课上学习的知识应用在本学习的实践做一些阐述。

**二、CCF大数据与智能计算竞赛与Scikit-Learn**

我与三名队友参加了今年的CCF大数据与智能计算竞赛，并选取了赛题：基于主题的文本情感分析。大赛提供了脱敏后的电商评论数据，参赛队伍需要通过数据挖掘技术和机器学习算法，根据句中的主题特征和情感信息来分析用户对这些主题的偏好，并以<主题，情感>序对作为输出。例如：

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 评论内容 | 主题 | 情感关键词 | 情感正负面 |
| 收到了，太实惠了，买了一大箱，以后继续购买，送货速度快服务也好 | NULL;送货速度;服务; | 实惠;快;好; | 1;1;1; |

第一步首先选取分词工具将评论分词。在中文分词工具里，jieba分词展现了强大的分词能力，在准确率、召回率碾压了stanford以及哈工大等其他分词工具，因而选取了jieba作为分词工具。

面对几万条样例数据，一开始我们并没有想到用机器学习的算法，而是对评论进行语义分析。希望通过得到句子中的主谓宾等重要成分及其修饰词。我采用了哈工大的LTP-Cloud，对句子进行了语义角色标注，在ATT、ADT结构中提取主题以及情感词，但是准确率始终只能维持在30% ~ 40%。

随后，我结合课上所学又去了解了一些机器学习的的主要算法，如决策树、SVM以及朴素贝叶斯等等，发现他们都是一些基于数学、概率知识，将对象向量化之后进行的分类算法。我便想到，直接制作一个分类器，将句子直接分为三类：情感词、主题词、其他，再将句子和情感进行匹配。

利用google的开源工具word2vec将分词后的句子向量化，然后选取sklearn包中的分类算法。首先我们选取了决策树模型。我们将样例数据的90%作为训练数据，将所有的情感词标记为1，将主题词标记为0，其他词标记为2，分别加入train和label中，然后构造tree.DecisionTreeClassifier()分类器，采用参数：

splitter='best'，节点中选择分类的策略。选择"best"

max\_depth=None，表示树的最大深度。如果是"None",则节点会一直扩展直到所有的叶 子都是纯的或者所有的叶子节点都包含少于min\_samples\_split个样本点。

min\_samples\_split=2，区分一个内部节点需要的最少的样本数。

presort=True，预分类数据以加速训练时最好分类的查找。

将train，label用fit函数进行训练，最后将test数据用predict函数预测，此时情感词的准确率达到了86%。但是由于主题词覆盖的范围是在太广，难以提取其特征，因此准确率没有有效的提升，最后通过情感词词典匹配主题词的方法让准确率有了明显的提升。随后我们也测试了SVM以及朴素贝叶斯的分类器，最后得出的结果表示，在文本分类下，决策树分类器能够提供较好的分类能力。

在一开始了解机器算法的原理时，光是理解SVM、朴素贝叶斯算法的原理和源代码就花费了大量的时间，但是用了skleran包后，无论是构建模型还是调整参数都能够在python中用几行简单的代码就可以实现，极大提高了使用的便利。

**三、智能小车与tensorflow**

在学期初，老师就布置下了智能小车的任务，并分组让我们完成小车的组装和功能的设计，并在这个过程中体会人工智能算法在图像、声音识别表现出的能力，采取Scikit-Learn和tensorflow进行功能的实现，真正成为算法的使用者。

在前期，对小车的组装看起来更像是一道电路作业，对于长期面对电脑敲代码的我们也是一种对动手能力的考验。组装过程中出现了许多问题，例如面包板的使用，代码的烧录等。在这次小车的制作中，我主要负责了LCD1602液晶屏的组装和图像识别的神经网络算法。

1、LCD1602液晶屏。

LCD1602液晶显示的原理是利用液晶的物理特性，通过电压对其显示区域进行控制。液晶模块内部的字符发生存储器已经存储了160个不同的点阵字符图形，这些字符有：阿拉伯数字、英文字母的大小写、常用的符号、和日文假名等，每一个字符都有一个固定的代码。

通过LiquidCrystal lcd()初始化引脚，用lcd.print()就可以在液晶屏输出。

2、交通符号识别的tensorflow实现。

我们组主要想实现的功能是，对于不同的交通符号，小车能实施对应的操作，如见到左转箭头左转，直行箭头直行，右转箭头右转，人行横道减速，停止标志停车。利用网上的数据集，通过搭建简单的神经网络模型，实现准确率达到95%的交通标志识别。

首先，由于自己逐个寻找标志图片的效率太低，便决定直接在网上寻找交通标志的数据集，最后选择了比利时交通标志训练集，该训练集一共记录了62类交通标志图片并分为了训练集和测试集，而且图片的质量非常好，并且有各种各样的角度和光线条件。更重要的是，交通标志占据了图片的大部分区域，这带来的好处是，可以让我专心集中于图片的分类，而不必担心图像中交通标志的位置（目标检测）。让图像特征提取的任务交由openCV完成。我们选取上述提到的5类，并将图片全部转为.jpg格式，方便以后的查看和处理。

随后进行图像的处理，大多数图片分类的神经网络需要固定输入的大小，所以，我们需要将所有图片调整为相同的大小。通过python中的matplotlib包输出了图片的信息，发现图片的大小都集中在128\*128左右，在训练模型时，通过resize()函数将图像全部转为32\*32的尺寸，使得在模型训练时保持较大的速度。

我们选取了最简单的模型——一层网络，该网络具有62个神经元，每个神经元将图片所有像素的RGB值作为输入。实际上，每个神经元接受 32 \* 32 \* 3 = 3072 个输入。这个一个完全连接层，因为每个神经元都链接到输入层。

接下来构建tansorflow图。创建一个Graph对象

graph = tf.Graph()

设置了占位符（Placeholder）用来放置图片和标签，

images\_ph = tf.placeholder(tf.float32, [None, 32, 32, 3])

labels\_ph = tf.placeholder(tf.int32, [None])

接下来，我定义一个全连接层，使用一个方便的函数，并且使用ReLu作为激活函数。模型的输入时一个一维向量，输出是一个长度为62的对数矢量。

使用交叉熵来作为损失函数，我们需要将标签和神经网络的输出转换成概率向量。sparse\_softmax\_cross\_entropy\_with\_logits 函数可以实现这个操作。

最后，使用 ADAM 优化算法，因为它的收敛速度比一般的梯度下降法更快。

经过几次测试，在202个训练数据96个测试数据上，分类的准确率达到了95%以上，满足了实现小车自动识别的准确率要求。

**四、总结**

人工智能这门课给了对这个领域十分感兴趣的我实现了从理论的认知到动手实践真正的算法一个很好的平台和机会，虽然还有很多的知识还没有参透，这门理论结合实践的课程不仅引入了门，也让我们感受到了亲手实现的满足感和成就感。未来是人工智能必将发挥越来越重要的作用，也需要越来越多的人投入到这个领域的学习和实践中去，