



中国石油大学 (华东)
CHINA UNIVERSITY OF PETROLEUM

《计算机科学导论》课程总结报告

学生姓名： 徐杰

学 号： 2007020121

专业班级： 本研 AI 2001

学 院： 计算机科学与技术学院

课程认识 30%	问题思考 30%	格式规范 20%	IT 工具 20%	Latex 附加 10%	总分	评阅教师

2021 年 1 月 9 日

1 引言

2020 年秋，我们开设了计算科学导论这门课，或许前期迷惘困顿，但是回头想来，总有一些被自己忽略的细节。可能是或许当时听懂老师讲的案例就能基本理解某个概念，抽象出某个涵义，将某几块领域联系起来。但是既然如此，那便发奋努力，切身体会，建立自己的知识体系。

2 对计算科学导论这门课程的认识、体会

对于计算科学导论这门学科，总体来说，正如老师所说：或许开始觉得不知所谓，但是随着自己对专业的一步步了解，过一段时间再回头看看，自然能对所授课程有所了解，恍然大悟。比如计算机视觉、语音识别、深度学习等方面，开始仅仅是盲目，也没有记清楚各个名字、概念，没有理解其深刻涵义。此次课程常常是先讲授其概念，分析其组成，然后再通过呈现其应用，来加深我们理解。或许一些经历，看似没有学到什么，但是都将转化为潜意识，并通过再次接触活化。

2.1 计算科学与计算机科学

对于计算科学与计算机科学，开始我往往将其混为一谈。但是随着课程的理解，对课程中一个个专业开设与演变，我了解到计算科学是关于计算领域的内容，还包括了计算机科学与技术。计算机科学是关于计算机的学科，不仅涵盖计算的相关内容，还包括信息处理等内容，往往研究程序的内容，如何运转，如何操作，实现不同功能。对于计算科学书本的解释是“计算科学是对描述和变换信息的算法过程，包括其理论、分析、设计、效率分析、实现和应用的系统的研究。全部计算科学的基本问题是，什么能 (有效地) 自动进行，什么不能 (有效地) 自动进行。”

2.2 逻辑与人工智能

此内容是在课题研究之后开始讲授的，也就并非云里雾里，至少知道老师在讲什么，对图像识别有关的概念更加清晰，有些印象。这一节课解释了人工智能的相关内容，提到了我们熟知的图像识别、视频设备、语音识别、自然语言处理等方面。通过对热门的阿尔法狗，人脸识别，车牌识别来加深理解。此后，便是倾向于图形方面，向我们拓展了图像生成、马赛克复原、图像修复、AI 抠图等方面。以及侧脸生成正脸等较为新颖奇特的新技术的应用，因此来调动同学兴趣。

3 进一步的思考

3.1 课题体会

- 起因：1966 年的夏天，人工智能之父 Minsky 给学生布置了一个暑假作业。要求学生通过编写一个程序，让计算机告诉我们它通过摄像头看到了什么。但是这不同于简简单单的视



图 1: 医学影像识别

觉，仅仅是记录下来，而是通过简单地分析，得出学习对象。正如百度的概念：图像识别，是指利用计算机对图像进行处理、分析和理解，以识别各种不同模式的目标和对象的技术，是应用深度学习算法的一种实践应用。但是，图像识别不仅仅应用于传统的视觉领域，可以通过对红外热、成像医学影像等的分析来应用于更广阔的领域。其中，医学影像领域的图像识别更为热门，计算机可以通过对医学影像的识别对图像进行初步的分析筛查，再交由医生处理。同时，也能通过教育干预对计算机进行调整：Magnetic resonance imaging (MRI) is a fundamental diagnostic tool in axial spondyloarthritis (SpA), allowing us an earlier diagnosis of the disease compared to radiography.;To compare the performance of a recognition test on SpA MRI lesions and theoretical knowledge, before and after carrying out an educational intervention (hands-on workshop).[1] 那么，图像识别又是通过什么来实现的呢？

- 到了上世纪九十年代，图像处理硬件技术有了飞速进步，人们也开始尝试不同的算法，包括统计方法和局部特征描述符的引入，使得计算机视觉技术取得了更大的发展，并开始广泛应用于工业领域。在“先验知识库”的方法中，事物的形状、颜色、表面纹理等特征受到视角和观察环境所影响，在不同角度、不同光线、不同遮挡的情况下会产生变化。因此，研究者的新方法是，通过局部特征的识别来判断事物，对事物建立一个局部特征索引，即使视角或观察环境发生变化，也能比较准确地匹配上。因此，图像识别，大体来说，就是通过分类并提取重要特征而排除多余的信息来识别图像。同时，计算机视觉中的语义分割、物体识别似乎也有应用。图像识别通过对对象的分类、定位、检测、分割对图像进行处理来分析得出各个物体类型、位置。
- 那么，图像识别到底是不是按葫芦画瓢呢？可以说，一定程度上是，一定程度上又不是；有些是，有些不是。一般来说，通过应用深度学习，机器能够自动从海量数据中总结归纳物体的特征，然后进行识别和判断。这种情况下便可以说是一定程度上的智能了。但是，仅仅按照特征来识别图像，往往有些不够，只是得其形而不知其意。

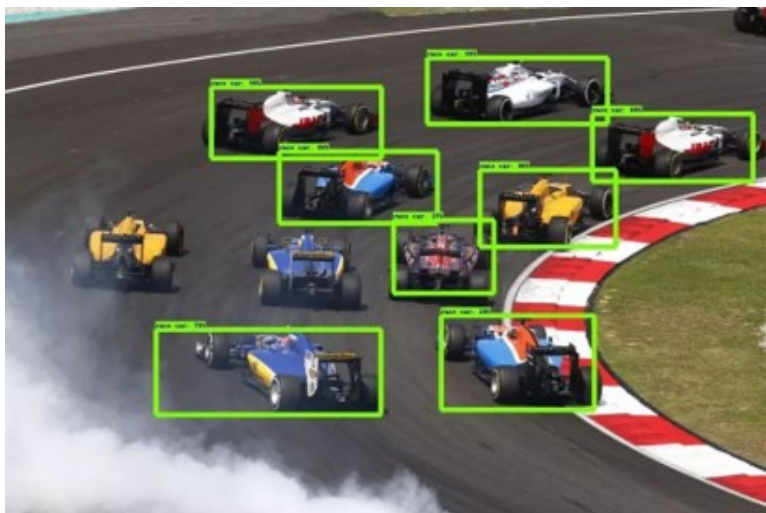


图 2: 物体识别和检测



图 3: 语义分割

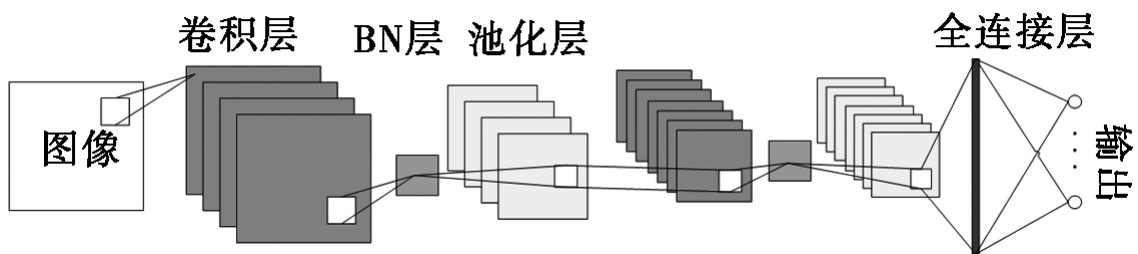


图 4: 卷积神经网络

- 对于图像识别中较有难度的或许是走向化学图像识别的深度学习，受 AlphaGo Zero 启发，利用深度学习，通过无限的化学数据与结构来源训练数据，可以尽可能大地减少手动调整。Instead of working with a necessarily small corpus of human-annotated examples from the printed literature, as has been common in the text mining and machine learning applications in chemistry in the past, we realised that we could generate training data from a practically unlimited source of structures generated by structure generators or by using the largest collections of open chemical data available to mankind.[3]
- 机器学习与深度学习而言。进入 21 世纪，得益于互联网兴起和数码相机出现带来的海量数据，加之机器学习方法的广泛应用，计算机视觉发展迅速。以往许多基于规则的处理方式，都被机器学习所替代：机器自动从海量数据中总结归纳物体的特征，然后进行识别和判断。总的来说，机器学习可以说一定程度上的自主学习了，而深度学习往往是更深层次的学习。而卷积神经网络便是图像识别中的一个重点。
- 如图是一个简单的卷积神经网络模型。第一层是输入层，输入图像直接输入到输入层。第二层是 BN 层，它主要是对卷积层提取到的特征进行归一化处理。可以改善流经网络的梯度，允许更大的学习率以及大幅提高模型的训练速度。第三层是池化层，它计算输入要素图的局部平均值或最大值，主要作用是进行特征降维，压缩数据和参数的数量，减小过拟合，同时提高模型的容错性。接下来的卷积层，BN 层和池化层以相同的方式运行。最后输出层是全连接层，输出神经元的最大值是最终分类器的结果。也就是说，对图像进行初步的特征提取、分类等活动，同时通过不断反馈修正，提高自己的容错性。
- 例如，基于深卷积神经网络的常见害虫图像识别，通过不断地处理、卷积核调整与算法分析得到更多数据，更高的环境适用性。In order to achieve rapid recognition of the common pests in agriculture and forestry, a new method based on deep convolution neural network was proposed. In this paper, the images of 19 insects and 1 larvae were collected. [2]（与孙百乐共同完成。）

3.2 面临挑战

- 如何提高模型的泛化能力：在图像识别技术得到广泛应用之前，一个重要的挑战是如何知道一个模型对于一个从未见过的场景仍然具有良好的泛化能力。在目前的实践中，将数据集随机分为训练集和测试集，并在此数据集上对模型进行相应的训练和评估。需要注意的是，在这种方法中，测试集与训练集具有相同的数据分布，因为它们是从具有相似场景内容和成像条件的数据中采样的。然而，在实践中，测试图像可能来自与训练期间不同的数据分布。这些先前未知的数据可能与训练数据在透视图、大小、场景配置、相机属性等方面有所不同。一项研究表明，这种数据分布的差异会导致各种神经网络模型的精度显著降低。在诸如自动驾驶等关键应用中，当前模型对数据分布的自然变化的敏感性可能成为一个严重的问题。
- 至于广度和深度挖掘大数据，不仅需要深，还需要广。相较于近期炙手可热的深度学习，广度学习所考虑的问题就是整合不同数据源，在融合不同类型数据的基础上，挖掘出更有价

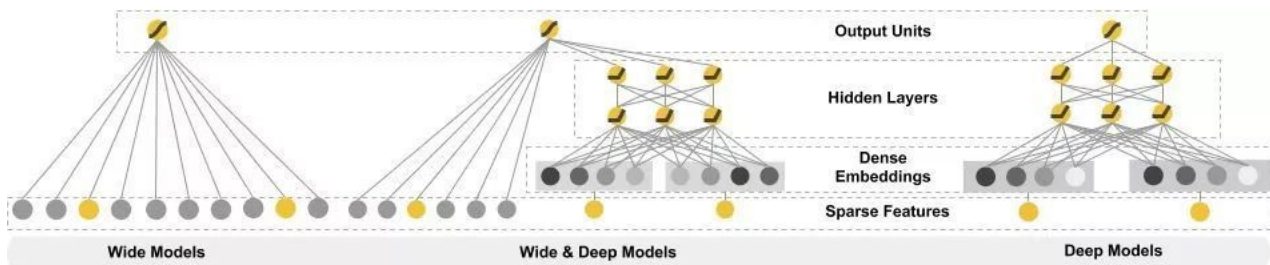


图 5: 深度学习与广度学习

值的信息。依托异构信息网络 HIN (Heterogeneous Information Network) 和 MetaPath 学习, 俞士纶教授分享了广度学习如何利用多个数据集中的信息来解决实际问题的案例, 比如在跨社交网络的实体匹配、基于多源信息的精准推荐、情绪监测、在线医疗问答系统等方面的应用。通过深度和广度的结合, 能够区分不同要素或是领域的内容分别进行处理, 并提升实际应用中分类或预测结果的准确性, 提高效率。与深度学习技术相结合以实现深层次的情报挖掘。虽然广度学习在协同数据挖掘方面有着良好的应用表现, 但却无法满足数据处理工作在深度上的需求。[5]

- 可解释性问题: 理解和解释深度学习模型是一个比较有挑战的事情, 因为大规模训练的深度卷积网络被认为是黑盒系统, 也许我们可以对训练的数据集和损失函数有一定的了解, 但是对深度模型的学习过程以及生成的预测的理解确实很有限。自然深度学习中的很重要领域人脸识别的可解释性也是一个很大的挑战, 当前在这方面探索的方法有网络注意力、网络解剖或综合语言解释, 然而, 缺乏网络比较和量化可解释结果的真相, 尤其是在人脸识别中近亲或近亲之间的差异很微妙, 解释并不明显。
- 先验知识是藉由经验或逻辑论证所形成建立起来的, 可以不断更新知识库, 同时随着先验知识与模型的结合, 减少不必要的运算, 排除一些不可能的情况。比如图像识别中可以根据先验知识判定其大致属性, 减少运算。比如王晨阳在硕士论文《基于解析图先验的深度学习人脸超分辨率技术研究》中提出: 比如可以在给定张人脸图像时, 人眼往往会将注意力放在人脸部位, 然后确定眼睛的位置、鼻子、嘴巴、眉毛等五官的位置, 确定哪个区域是眼睛, 哪个区域是鼻子等。而人脸解析图就可以提供这些信息。人脸解析图本质上, 可以理解为人脸图像进行语义分割的结果。[4] (与孙百乐共同完成。)

4 总结

通过这次课程, 我对计算科学有了进一步的了解. 从起先不了解, 开始一步步了解的过程。起先或许是通过兴趣了解很小的一部分, 再逐步抽象化, 了解其所归属的内容, 继续通过记忆或是影响进行启发式整理, 将自己原来零散的知识归类。但是更多的, 或许是压力, 学习的压力, 做课件论文的压力, 并在压力下不断学习, 以自己现有的了解去猜想, 分析其属于哪个方面, 一步步成长。或许真正的学习不仅仅是学习的过程, 而是自己探索学习的过程。只有通过自己的学习总结归纳, 才有意义, 才能归纳为自己的东西, 而不仅仅是一个搜集资料的过程。

注意，参考文献至少五篇，其中至少两篇为英文文献，参考文献必须在正文中有引用。

参考文献

- [1] Recognition of spondyloarthritis lesions on magnetic resonance imaging: Results of an educational intervention.
- [2] Wang Jin, Li Yane, and Feng Hailin. Common pests image recognition based on deep convolutional neural network. 2020.
- [3] Rajan Kohulan, Zielesny Achim, and Steinbeck Christoph. Decimer: towards deep learning for chemical image recognition. 2020.
- [4] 王晨阳. 基于解析图先验的深度学习人脸超分辨率技术研究. 2020.
- [5] 黄炜 and 童青云, 李岳峰. 广度学习研究进展: 基于情报学的视角 [j]. 情报理论与实践. 2020.

5 附录

github 网址: <https://github.com/abyw/abywgithub.io>

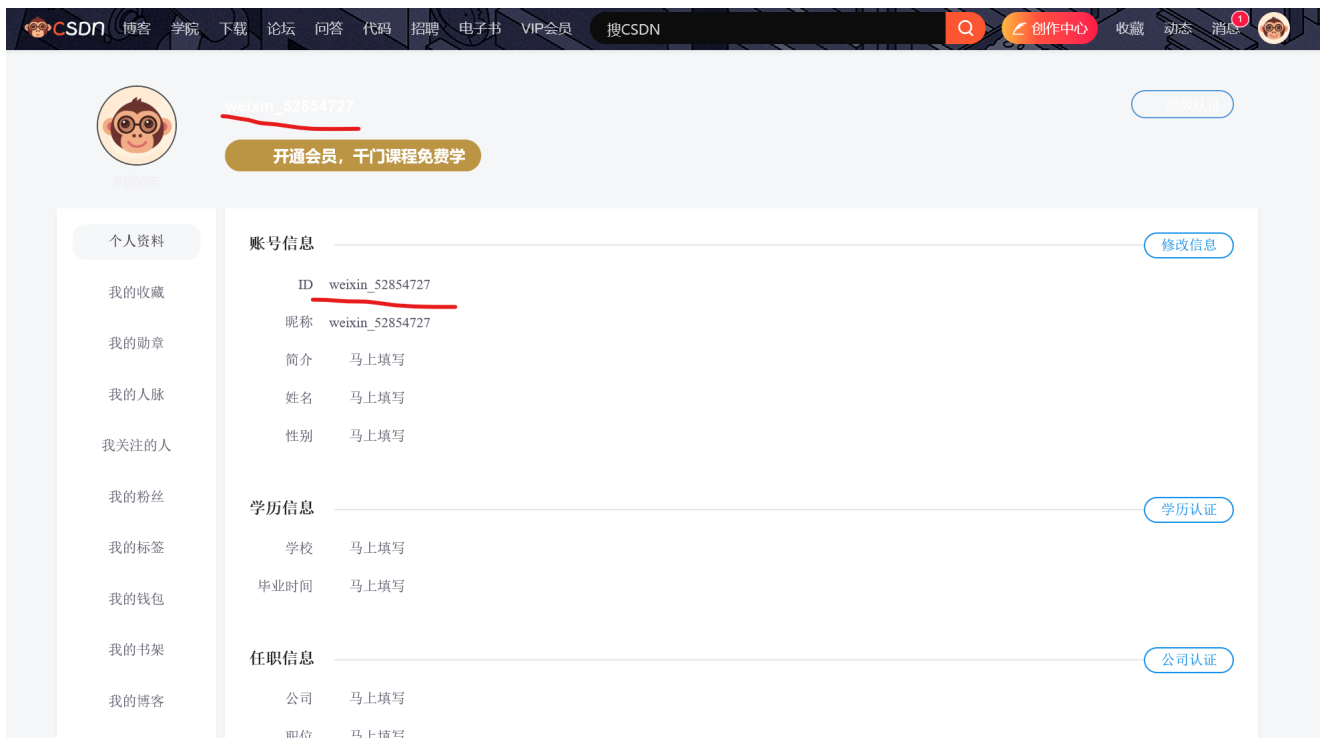


图 8: CSDN 个人账户



图 9: 小木虫个人账户



图 10: 哔哩哔哩个人账户



图 11: 学习强国个人账户



图 12: 观察者个人账户