

高校人工智能实验室的规划与建设

吴湘宁¹, 彭建怡¹, 罗勋鹤², 刘远兴¹, 李 敏³

- (1. 中国地质大学(武汉) 计算机学院, 湖北 武汉 430078;
2. 中国地质大学(武汉) 实验室与设备管理处, 湖北 武汉 430074;
3. 荆楚理工学院 计算机工程学院, 湖北 荆门 448000)

摘 要: 该文讨论了高校在建设人工智能实验室时, 需考虑的计算能力、训练数据集、算法及框架这三大要素, 设计了人工智能实验室的架构, 并重点介绍了单机深度学习实验平台和基于 CPU 加速云服务的共享深度学习实验平台的设计思路和技术方案。此外, 还介绍了人工智能实验课程的体系和实验项目。

关键词: 人工智能; 实验室建设; 实验课程体系

中图分类号: G482; TP399 文献标识码: A 文章编号: 1002-4956(2020)10-0244-07

Planning and construction of artificial intelligence laboratory in colleges and universities

WU Xiangning¹, PENG Jianyi¹, LUO Xunhe², LIU Yuanxing¹, LI Min³

- (1. School of Computer Science, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430078, China;
2. Office of Laboratory and Equipment Management, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China;
3. School of Computer Engineering, Jingchu University of Technology, Jingmen 448000, China)

Abstract: This paper discusses the three major elements in the construction of an artificial intelligence laboratory in colleges and universities such as computing power, training data set, algorithm and framework, designs the architecture of an artificial intelligence laboratory, and focuses on the design ideas and technical solutions of single machine deep learning experimental platform and sharing deep learning experimental platform based on CPU accelerated cloud service. In addition, the system and project of artificial intelligence experiment curriculum are introduced.

Key words: artificial intelligence; laboratory construction; experimental curriculum system

随着我国人工智能 (artificial intelligence, 简称 AI) 技术的快速发展以及相关商业应用的快速推广, 社会对 AI 人才的需求越来越大。据工信部估算, 每年 AI 人才缺口达 100 万人, 近几年 AI 人才缺口已累计超过 500 万人, 部分 AI 职位供求比甚至高达 1 : 10。

2017 年 7 月, 国务院发布了《新一代人工智能规划》, 把高端人才队伍建设作为人工智能发展的重中之重^[1]。2018 年 4 月, 教育部印发了《高等学校人工智能创新行动计划》, 要求加快构建高校新一代人工智能

领域人才培养体系和科技创新体系, 全面提升高校人工智能领域人才培养、科学研究、社会服务、文化传承创新、国际交流合作的能力, 推动人工智能学科建设、人才培养、理论创新、技术突破和应用示范全方位发展, 为我国构筑人工智能发展先发优势和建设教育强国、科技强国、智能社会提供战略支撑^[2]。

由于国家的政策导向, 高校培养人工智能人才的热情不断高涨。全国有几十所高校相继成立了人工智能学院。2019 年 3 月, 教育部公布了 2018 年度普通高等学校本科专业备案和审批结果。“智能科学与技术”专业以新增 96 个, 累计 155 个的数量排在第 3 位^[3]。最引人注目的是, “人工智能”正式成为了新设专业, 而且以 35 所高校开设的数量排在第 5 位, 其中包括南京大学、上海交通大学、东南大学、天津大学

收稿日期: 2020-03-27 修改日期: 2020-08-10

基金项目: 中国地质大学(武汉) 中央高校教改基金(本科教学工程)项目(2019G51); 中国地质大学(武汉) 实验技术研究项目(SJ-201825)

作者简介: 吴湘宁(1972—), 男, 湖南衡阳, 博士, 副教授, 研究方向为智能计算、数据科学与大数据技术。

E-mail: wxning@cug.edu.cn

等高校。由于 AI 技术也是信息技术和中国智能化产业的关键,因此,排第 1 的“数据科学与大数据技术”(新增 196 个),排第 2 的“机器人工程”专业(新增 101 个),以及排第 4 位的“智能制造工程”专业(新增 50 个)其实都与人工智能技术存在着密不可分的联系。也就是说,新增数量排名前五的专业实际上都和人工技术相关。2019 年新增本科专业前 5 名见表 1。

表 1 2019 年新增本科专业前 5 名

序号	专业名称	新增数量
1	数据科学与大数据技术	196
2	机器人工程	101
3	智能科学与技术	96
4	智能制造工程	50
5	人工智能	35

然而,由于我国高校的人工智能教育起步较晚,专业建设仍然困难重重,目前大多数新成立的“人工智能”专业在建设人工智能专业实验室方面缺少足够的积累和经验,普遍面临着实验室基础设施配置困难、无系统的实验项目、无合适的实验教材、无实训项目、专业师资紧缺等一系列问题。因此,合理、高效地建设人工智能实验教学和实训环境,并培养合适的师资力量就成为新开设“人工智能”专业的高校急需解决的问题。

1 开展人工智能实验的三大要素

开展人工智能实验离不开三大要素,即:计算能力、训练数据集、算法及框架。

人工智能计算的第一个要素是计算能力。据统计,在 AI 训练过程中所使用的计算力每 3.43 个月便会增长一倍,这个规律也被称为“AI 计算的新摩尔定律”。这对智能计算实验室计算能力的设计提出了不小的挑战。不但要能够满足现有算法所需的算力,而且还要考虑未来的进一步扩展。

人工智能计算的第二个要素是训练数据集。由于许多人工智能算法大多属于监督式学习算法,需要从一些输入数据集中训练出模型,因此,提供了标注信息,并具有一定普适性的训练数据集就显得尤为重要。有代表性的数据集有鸢尾花分类数据集 IRIS、手写体识别数据集 MNIST,图像数据集 IMAGENET/CIFAR-10/COCO/PASCAL VOC/OPEN IMAGE 等、人脸数据集 CASIA WEBFACE、语料库 TEXT8/康奈尔电影对话库、垃圾邮件语料库 TREC06C、建筑图片库 FACADES、视频库 UCF101 等。

人工智能计算的第三个要素是算法及框架。由于深度学习计算在 AI 领域取得了非常好的应用效果,

因此目前深度学习计算几乎已成为人工智能算法的代名词。深度学习算法大多是建立在卷积神经网络(CNN)的基础上,只是产生的模型在层数上、每层的宽度和参数上存在差别,算法通常和具体的应用领域关联,例如图像分类、目标检测与识别、图像的语义分割、图像生成、自然语言处理、视频动作捕捉、时间序列预测等。大多数的经典算法是在 2012 年 AlexNet 之后引发的 AI 热潮后出现,例如:VGGNet、GoogleNet、R-CNN、LSTM、YOLO、FCN、ResNet、U-Net、NMT、R-C3D 等算法,此外,还有新出现的 DCGAN、CycleGAN 等生成对抗神经网络(GAN)算法。

当前流行的深度学习框架有 TensorFlow^[4]、Caffe^[5]、PaddlePaddle^[6]、MXNet、Theano、CNTK^[7]、DeepLearning4J、Torch 和 PyTorch^[8]等。根据近两年 GitHub 的统计,目前使用人数和贡献人数最多的深度学习框架是 TensorFlow,主要是因为其接口语言种类最丰富,接下来是 Caffe,其新版本 Caffe2 更加精简和实用。排第三位的是 PyTorch,主要得益于对 Torch 底层做了优化修改并且开始支持 Python 语言。排第四的 MXnet 有着很好的分布式支持,而且占用显存低,且有丰富的语言接口。排第五的 CNTK 在微软体系比较受欢迎,虽然也开始提供 Python 支持,但语言多采用 C++/C#。DeepLearning4J 因其独特的对 Java、Spark 及 Hadoop 生态的支持占据了第六的位置。而百度的 PaddlePaddle 以其工业化级别应用、优异的性能、完整的生态、良好的社区活跃度异军突起,取得了不错的成绩。从增长性来看,从 PyTorch 的上升速度远高于其他框架,而 PaddlePaddle、MXNet、DeepLearning4J、Caffe2 也都有超过 50% 的增长。

2 人工智能实验室架构

2.1 单机深度学习实验平台

如果实验室主要面向做科研的研究生,可采用单机实验环境,为每一机位配备一个高性能的深度学习工作站。深度学习工作站的体系结构示例见图 1。一个完整的深度学习过程是:数据从硬盘调入内存,由 CPU 计算并在内存中完成预处理,然后数据从内存中拷贝到显存中,然后在 GPU 中计算,计算结果再从显存通过 CPU 返回到内存中,最后保存到硬盘。以自然语言处理为例,语料训练材料从硬盘调入内存,然后在内存中完成分词及词向量计算等工作,然后再调入到 GPU 运算加速卡上的显存,供 GPU 训练神经网络模型,得到的神经网络模型返回内存,最后以文件的形式存储到硬盘。因此,在配置工作站的时候,不但要考虑 CPU、GPU 的计算性能,同时也要考虑显存、内存、硬盘的容量及吞吐率、数据总线带宽、显存带

宽等性能,不可因出现数据瓶颈而影响工作站的整体计算性能。

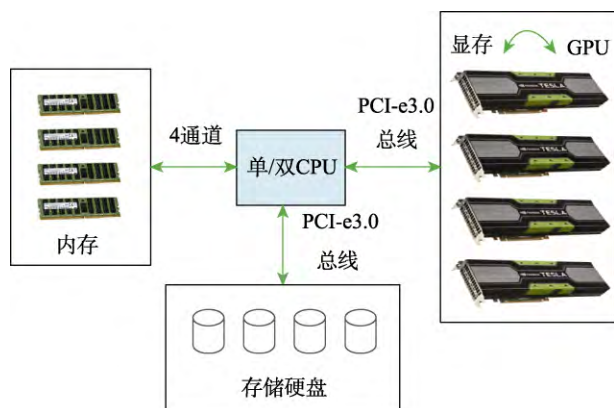


图1 深度学习工作站的体系结构示例

每个工作站可带 1~4 路 GPU 运算加速卡。市面

上虽然有 AMD GPU、Google Cloud TPU、Intel Xeon Phi 等加速计算产品,但是出于和深度学习框架兼容性的考虑,大多数系统采用 Nvidia (英伟达) GPU 运算加速卡, Nvidia 已从早期的 Fermi、Kepler、Maxwell 架构发展到 Pascal、Volta、Turing 架构^[9], HPC 主流 Nvidia 架构见表 2, 其中列出了 Nvidia 几代架构的对比。工作站可选 PASCAL 架构的 GTX 系列、Turing (图灵) 构架的 RTX 系列, Tesla M/P/V/T 系列也是不错的选择。GTX 基于 16 纳米制造工艺, 使用 GDDR5X 显存。而 RTX 采用基于 12 纳米制造工艺, 使用新的 GDDR6 显存。GDDR6 的带宽、频率、功耗相比 GDDR5X 更优异。GPU 卡可分为 16 位还是 32 位的。选择 GPU 卡的时候还要考虑显存大小, 如果是基础实验和入门学习性质, 4G~8G 显存就足够, 但是如果倾向于复杂神经网络设计, 则需要 8G~12G 显存甚至更多。

表2 HPC 主流 Nvidia 架构

NVIDIA 架构	推出时间	工艺	CUDA 内核	说明	代表产品
KEPLER	2012 年	28 nm	FP32:2880; FP64:960	相对 Fermi 性能/功率比提高了 3 倍	Tesla K10/K20 (基于 GK110 核心)
MAXWELL	2014 年	28 nm	FP32:3072; FP64:96	在效率上远超 Kepler, 显存接口 384bit GDDR5	Tesla M40 (基于 GM200 核心)、Titan X 等
PASCAL	2016 年	16 nm FinFET	FP32:3584; FP64:1792	神经网络训练性能提高了 10 倍, 可为深度学习提供每秒超过 20 万亿次浮点运算的性能峰值	Tesla P100 (基于 GP100 核心), 主攻学习和训练任务、Tesla P4/P40 (基于 GP104 核心), 主要负责图像、文字和语音识别 GeForce GTX 1080、Titan X (Pascal)
VOLTA	2017 年	12 nm	5120 个 CUDA 内核, 以及 640 个 Tensor 内核。	比 Pascal 架构提升 50%, 增加了与深度学习高度相关的 Tensor 单元, 采用新一代革命性的 Nvidia NV-Link 高速互联技术	Tesla V100 (基于 GV100 核心, 有 16 GB 和 32GB 显存两种配置), 单精度浮点性能 15 TFLOPS, 双精度浮点 7.5 TFLOPS, 显存带宽 900GB/s, Tensor 性能号称可以达到 120 TFLOPS, 是上一代 Pascal 架构的 5 倍以上
TURING (图灵)	2018 年	12 nm FFN	2560 个 CUDA 内核和 320 个 Tensor 内核	加入了源自 Nvidia AI 处理器的 Tensor 核心; 显存使用了 GDDR6, 与 Pascal 的 GDDR5X 相比, 提高了带宽并降低了功耗	Tesla T4 (基于 Turing Tensor 核心), 在语音识别推理中, T4 比其 Pascal 架构 P4 快 5 倍以上, 在视频推理上快 3 倍。RTX 2080ti (基于 TU102 核心)

GPU 运算加速卡的 FP64/FP32/FP16 (双/单/半精度) 浮点计算能力、核心频率、CUDA 核心、张量核心 (Tensor Core) 数量也是需要考虑的参数, 浮点计算能力越大, 核心频率越高, CUDA 核心、Tensor 核心数越多越好。工作站用的 GPU 卡大多采用传统 PCI-e 总线, 但自 Volta 架构以后开始出现 NV-Link 总线, 传输速度更快, 但需主板支持这种总线结构。

在深度学习计算过程中, 大量的运算都是在高维矩阵 (Tensor) 间进行, Tensor Core 可以让 Tensor 的计算速度急速上升。显存带宽是指 GPU 芯片与显存之间的数据传输速率, 具有较大显存带宽的 GPU 允许设置较大的 batch_size, 也就是可以同时让更多的数据一

起训练。显存容量决定着显存可临时存储数据的多少, 比如在图像分类模型训练过程中, 较大的显存容量能一次性把更多的训练图片读入内存中。

针对不同深度学习的需要, GPU 运算加速卡参数的选择优先级也不一样。对于卷积网络训练, 参数重要性依次为: Tensor 核心数 > FLOPS (每秒浮点运算次数) > 显存带宽。而对于循环神经网络训练, 参数重要性依次为: 显存带宽 > F16 计算能力 > Tensor 核心数 > FLOPS。

由于 GPU 承担了大多数的计算量, CPU (中央处理器) 的计算量相对较少。但是 CPU 仍然需要处理一些重要工作事情, 如执行指令、函数调用、数据从存

储设备调入内存、数据从内存调入 GPU 显存、数据预处理、计算任务的调度和负载均衡、结果存储及显示。CPU 除了频率要尽量高以外, 三级缓存也要尽量大, CPU 核数要比 GPU 的卡数多, 一般 1 核对应 1 卡, 核数还要有至少 2 个冗余。为了和内存匹配, 主板和 CPU 最好支持四通道 (至少双通道)。

工作站的内存 (RAM) 主要用来存放预处理的数据, 等待 GPU 读取处理, 以及中间结果的存放。为了避免数据在内存和显存中兜转, 内存应和 GPU 显存大小相同。为了让数据带宽最大化, 应采用 2~4 通道 DDR4 内存, 双 CPU 可以考虑 4~8 通道 DDR4 内存。

存储的数据类型包括文字、图像、声音、视频、数据库等, 可以采用本地 PCI-e 总线接口硬盘存储, 也可采用高带宽 (如 InfiniBand 网络) 访问专门的存储服务器。

由于深度学习是密集型计算, 会产生大量的热量及噪音, 所以工作站需采用液冷降温、静音降噪等工艺。

人工智能计算的工作站可安装 CentOS、Ubuntu 等主流 Linux 操作系统, 并根据实验项目内容来选择使用 PyTorch、TensorFlow、Caffe2、PaddlePaddle、MXNet、DeepLearning4J 等深度学习框架。

在选择或配置深度学习工作站的时候, 需要考虑整个系统的技术成熟度以及工程效率, 像 DGX 这种 GPU 一体机, 有着非常好的成熟度, 从总线到 GPU 架构, 再到操作系统及框架支持都经过优化处理, 效率自然比较高, 但价格也会比较贵。出于预算方面的考虑, 也可以自己组装工作站, 虽然在兼容性上不一定能够得到保证, 但是优点在于可自定义配置, 比如配置价格相对便宜的 GPU 运算加速卡, 如不使用 Volta 架构的 Tesla V100, 而使用 GTX 1080 或 GTX 1070, 基本上可以胜任 Kaggle 竞赛里的大多数图像数据集、自然语言理解等计算任务。

2.2 基于 GPU 加速云服务的共享深度学习实验平台

如果实验室是面向本科教学, 每个机位配置一台深度学习工作站就显得不太现实。主要是因为成本太高, 而且维护不易, 资源利用率也不高。此时, 可以考虑采用虚拟化技术来实现 GPU 运算资源的共享。

虚拟化技术就是指将宿主物理主机上内存、CPU、GPU、FPGA、存储、网络等硬件资源通过虚拟化管理程序 (Hypervisor) 统一调度, 并分配给多台虚拟机使用。虚拟机之间虽然共享宿主机上的硬件资源, 但是相互之间却互不干扰, 在逻辑上相互独立。

虚拟化完成了物理资源到逻辑资源的转化, 解决了物理资源使用效率低、成本高等缺点, 虚拟化是云计算技术的核心。云平台的主要功能就是提供虚拟化管理云服务, 包括物理资源的池化、虚拟机的监控及

生命周期管理等。

云计算从低到高分分为 IaaS (Infrastructure as a Service, 基础设施即服务)、PaaS (Platform as a Service, 平台即服务)、SaaS (Software as a Service, 软件即服务) 三层。IaaS 是最底层云服务, 提供一些基础资源服务。PaaS 提供软件研发平台, 抽象掉了硬件和操作系统细节, 可以无缝地扩展, 开发者只需要关注自己的业务逻辑, 不需要关注底层。SaaS 是将软件的开发、管理、部署都交给第三方, 不需要关心技术问题, 可以拿来即用。云计算可以分为公有云、私有云和混合云。私有云需要较多的运维费用。

如果是一两个月就可结课的短期课程, 有移动教学需求 (在 Internet 环境下仍可开展实验), 在 Internet 速度和稳定性能够得到保证的情况下, 可以从阿里^[10]、百度、华为、亚马逊^[11]等公有云租借虚拟 GPU 服务器开展实验。如果是长期课程, 则需要考虑搭建私有云。

无论采用公有云还是私有云, 其基本结构都是基于虚拟化技术, 常采用应用容器引擎 Docker 实现, Docker 让 AI 开发者可以打包他们的应用、相关配置以及依赖包到一个容器中, 容器具有很好的移植性。

KVM、Xen 等云平台生成的虚拟机包括完整的操作系统, 虚拟机的操作系统一旦运行会占用预先分配的硬件资源, 而 Docker 容器则是建立在操作系统上的虚拟化技术, Docker 容器直接和宿主机的操作系统内核交互, 性能损耗比较少。Docker 容器属于轻量级虚拟化技术, 容器的创建和启动都很迅速, 达到秒级别, 而其他的云平台运行虚拟机通常达到分钟级。因此, Docker 容器用来打包和快速运行不同的 AI 框架, 可以节省 AI 开发人员大量的安装、配置系统及设置参数的时间。Docker 容器已经成为最主流的 GPU 加速云服务解决方案。为了便于管理, 常采用 Kubernetes 统一规划和部署 Docker 容器。

GPU 加速云平台应该不但可以提供纯的 GPU 云服务器 (IaaS 级, 需自己进一步安装深度学习框架), 而且还可以提供预装了不同 AI 框架的 GPU 云服务器 (PaaS 级, 如预装了 TensorFlow、PyTorch 等)、甚至可以提供具体的 AI 应用 (SaaS 级, 如基于 AI 的图像识别系统、翻译系统、智能推荐系统等)。

GPU 加速云平台的体系结构见图 2。底层是云平台物理集群, 包括 CPU/GPU/FPGA 等运算资源、阵列等存储资源, 以及网卡等网络资源。再上一层便是虚拟化管理程序 (Hypervisor), 负责将所有的硬件资源虚拟化并放入统一管理和分配的虚拟资源池, 然后通过虚拟服务器 (或容器) 来对用户需要的计算资源、存储资源、网络资源进行定制和封装, 并通过网络提

交给用户使用。只要网络稳定、高速,用户基本上很难感觉出虚拟 GPU 服务器和物理虚拟 GPU 服务器的差别。通常 GPU 加速云平台物理服务器采用机架式结构,在数据中心以集群方式运行。

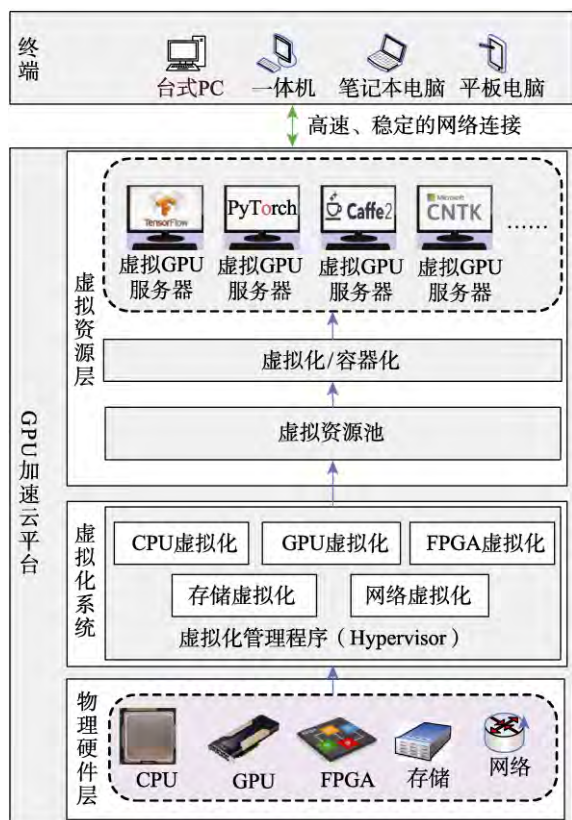


图2 GPU加速云平台的体系结构

图3所示为一个基于GPU加速云平台的典型实验过程。用户可以申请不同配置的虚拟GPU服务器,配置的资源越高,租赁的时间越长,费用就越高。如果计算量比较大,还需租借多台虚拟GPU服务器构成计算集群,通过并行计算来加快模型的训练速度。申请成功后,云平台会从资源池中划出资源,分配给从模板中克隆出的GPU服务器。此时用户可将训练资料从资料库中提取出来并送入虚拟GPU计算集群进行AI模型训练。训练结束后生成的模型存入AI模型库。在需要使用AI模型的时候,将AI模型调入AI推理机,同时为AI推理机送入实时数据,最后将AI推理结果以报表、图表等形式进行展示。为了方便数据共享,镜像/容器模板库、训练资料库、AI模型库均可采用基于网络云盘或云对象存储来实现。

建设GPU加速私有云时,通常需配置一个云管理服务器及若干计算服务器。在计算服务器上插GPU运算加速卡,以单台计算服务器插8块GTX 1080 Ti GPU运算加速卡为例,主机需配置单路或双路8核以上CPU,因为所有显存合计 $11\text{G} \times 8 = 88\text{G}$,所以主机需配

4~6块32G的DDR4内存。如果采用的是本地存储而非网络存储,为了提高训练资料的加载速度,可将数据放入SSD固态硬盘。一台计算服务器可以同时满足8人实验需求,平均每人可分到3584CUDA核、11.5TFLOPS的AI计算资源。以此类推,每增加8人需增加一台计算服务器。因此,若32人实验,需配备1台云管理服务器+4台计算服务器。如果每人分配的资源再少一些的话,32人配2~3台计算服务器也是可行的。

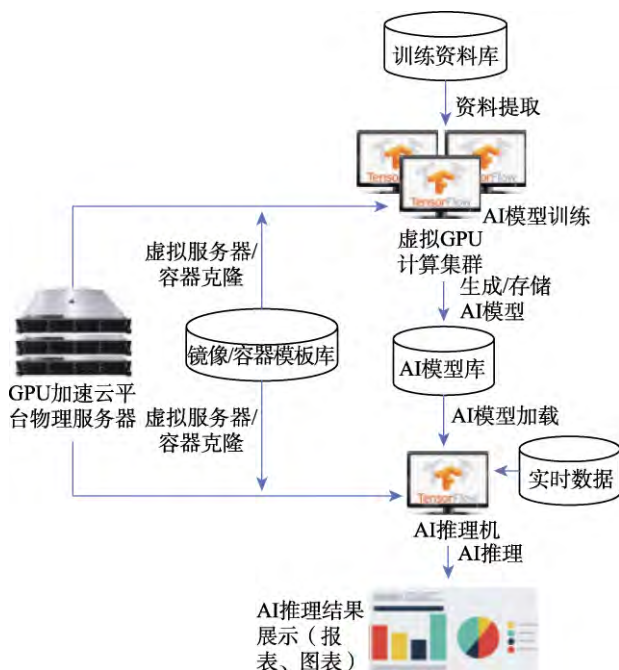


图3 基于GPU加速云平台的典型实验过程

3 人工智能实验项目设计

要开展人工智能实验,必须要具备一定的编程基础,以及机器学习基础知识,因此,人工智能实验室必须提供相关基础实验内容。此外,还要针对人工智能的主要应用领域,分别提供计算机视觉、语音识别、自然语言处理的基础AI实验^[12-13]。另外,还需提供卷积神经网络、循环神经网络、对抗网络等深度学习实验,以及人脸识别、车牌识别、运动物体位置检测、AI翻译等实战项目。人工智能实验课程体系见图4。

表3是一些具体AI实验项目的示例。大多数AI实验都是数据集、模型(算法)、深度学习框架、所解决问题的组合。例如:“基于VGGNet模型和CASIA WebFace数据集的人脸识别(TensorFlow)”实验就是将“CASIA WebFace数据集”“VGGNet模型(算法)”“TensorFlow框架”结合起来进行“人脸识别”的实验。

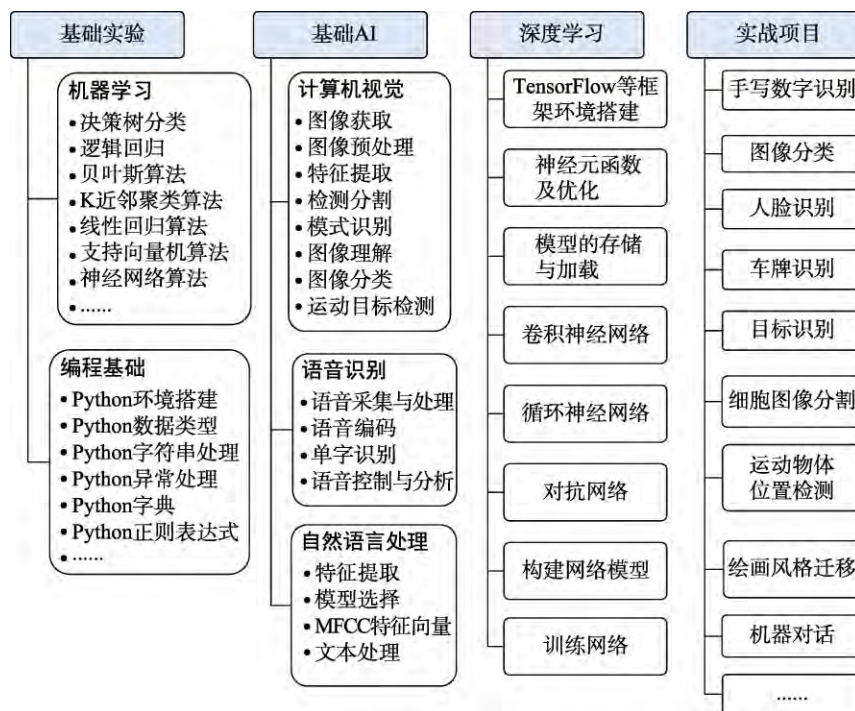


图4 人工智能实验课程体系

表3 AI实验项目示例

实验类别	实验项目
图像分类	基于 LeNet 模型和 MINIST 数据集的手写数字识别（Caffe2）
	基于 FaceNet 模型和 IMDB-WIKI 数据集的年龄性别识别（Caffe2）
	基于 AlexNet 模型和 CIFAR-10 数据集的图像分类（TensorFlow）
	基于 GoogleNet 模型和 ImageNet 数据集的图像分类（PyTorch）
	基于 VGGNet 模型和 CASIA WebFace 数据集的人脸识别（PyTorch）
	基于 ResNet 模型和 CASIA WebFace 数据集的人脸识别（TensorFlow）
	基于 DNN 模型和 Iris 数据集的鸢尾花品种识别（TensorFlow）
	基于 Bi-LSTM 和涂鸦数据集的图像分类（TensorFlow）
目标检测	基于 Faster R-CNN 模型和 Pascal VOC 数据集的目标检测（CNTK）
	基于 R-FCN 模型的物体检测（PyTorch）
	基于 SSD 模型和 Pascal VOC 数据集的目标检测（PaddlePaddle）
	基于 YOLO2 模型和 Pascal VOC 数据集的目标检测（PyTorch）
图像分割	基于 MTCNN 模型和 LFW 数据集的人脸检测和人脸对齐（MXNet）
	基于 FCN 模型和 Sift Flow 数据集的图像语义分割（TensorFlow）
图像生成	其余 U-Net 模型细胞图像分割（TensorFlow）
	基于 DCGAN 模型和 Celeb A 数据集男女人脸转换（Caffe2）
	基于 CNN 模型的绘画风格迁移（PyTorch）
	基于 Pix2Pix 模型和 MS COCO 2014 数据集的图像超分辨率重建（PyTorch）
自然语言处理（NLP）	基于 CycleGAN 模型的风格变换（PyTorch）
	基于 RNN 模型和康奈尔语料库的机器对话（Caffe2）
	基于 LSTM 模型的相似文本生成（PyTorch）
	基于 RNN 模型和 sherlock 语料库的语言模型（PyTorch）
	基于 CNN 模型和 TREC06C 邮件数据集的垃圾邮件识别（Caffe2）
	基于 word2vec 模型和 text8 语料库的实现词的向量表示（Caffe2）
	基于 NMT 模型和 NiuTrans 语料库的中英文翻译（TensorFlow）
	基于 Pix2Pix 模型和 Facades 数据集的图像翻译（TensorFlow）
强化学习	使用改进的 Encoder-Decoder 结构实现图像描述（TensorFlow）
	基于强化学习 Q-learning 算法的“走迷宫”问题（PyTorch）
视频分类	基于深度学习的验证码自动识别（PyTorch）
	基于 R-C3D 模型和 UCF101 数据集的视频动作识别（PyTorch）

4 结语

建设人工智能实验室是一项综合工程,需要深入分析人工智能计算的三大要素,除了要构建拥有强大GPU并行计算能力的人工智能工作站或云平台以外,也要考虑采用合适的深度学习框架以及不同AI算法匹配的训练数据集,并合理设计实验体系和实验项目,才能设计出性价比高、软硬件搭配合理,并可灵活扩展的人工智能实验平台。

参考文献 (References)

- [1] 国务院. 关于印发新一代人工智能发展规划的通知: 国发〔2017〕35号 [EB/OL]. (2017-07-20) [2020-03-05]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
- [2] 教育部. 关于印发《高等学校人工智能创新行动计划》的通知: 教技〔2018〕3号 [EB/OL]. 中华人民共和国教育部网. (2018-04-03) [2020-03-05]. http://www.moe.gov.cn/srcsite/A16/s7062/201804/t20180410_332722.html.
- [3] 教育部. 关于公布2018年度普通高等学校本科专业备案和审批结果的通知: 教高函〔2019〕7号 [EB/OL]. (2019-03-25) [2020-03-05]. http://www.moe.gov.cn/srcsite/A08/moe_1034/s4930/201903/t20190329_376012.html.
- [4] Tensorflow. An open source machine learning framework for everyone [DB/OL]. (2020-01-18) [2020-03-05]. <https://github.com/tensorflow/tensorflow>.

- [5] BVL. Caffe: A fast open framework for deep learning [DB/OL]. (2020-01-18) [2020-01-18]. <https://github.com/BVL/caffe>.
- [6] PaddlePaddle. Parallel distributed deep learning: Machine learning framework from industrial practice [DB/OL]. (2020-01-18) [2020-03-05]. <https://github.com/PaddlePaddle/Paddle>.
- [7] Microsoft. Microsoft cognitive toolkit (CNTK), an open source deep-learning toolkit [DB/OL]. (2020-01-18) [2020-03-05]. <https://github.com/microsoft/CNTK>.
- [8] Pytorch. Tensors and dynamic neural networks in python with strong GPU acceleration. [DB/OL]. (2020-01-18) [2020-03-05]. <https://github.com/pytorch/pytorch>.
- [9] NVIDIA. TESLA 产品资料 [EB/OL]. (2020-01-18) [2020-03-05]. <https://www.nvidia.cn/data-center/tesla-product-literature>.
- [10] 阿里巴巴公司. GPU云服务器 [EB/OL]. (2020-01-18) [2020-03-05]. https://www.aliyun.com/product/ecs/gpu?spm=5176.12825654.1kquk9v2l.1.e9392c4a9dAlev&aly_as=mjsezLMS.
- [11] Amazonaws. AWS上的机器学习: 让机器学习掌握在每位开发人员的手中 [EB/OL]. (2020-01-18) [2020-03-05]. https://amazonaws-china.com/cn/machine-learning/?nc2=h_ql_prod_ml.
- [12] 梁华, 杨光祥, 胡健, 等. 面向新工科的人工智能教学科研复合型实验室体系建设[J]. 实验技术与管理, 2019, 36(7): 266-269.
- [13] 王一超, 韦建文. 基于高性能计算平台的TensorFlow应用探索与实践[J]. 实验室研究与探索, 2017, 36(12): 125-128.

(上接第243页)

使用情况纳入高校内部监察审计范围,以法律法规和高校内部管理制度、文件为依据,开展实验用房专项审计和效能监察,对存在的问题以专项审计报告和监察建议函的形式反馈给相关管理部门、使用单位和个人,责令限期整改,为实验用房管理改革保驾护航。

4 结语

高校教学工作的中心地位、学科建设的龙头地位和科学研究的重要地位都离不开实验室的支撑保障和重要贡献。高度重视、积极推进实验用房改革,就是重视教学、科研和学科的直接体现。高校要积极探索实验用房管理新模式,通过改革努力提升管理水平和内部治理能力,为人才培养中心任务作出新的贡献。

参考文献 (References)

- [1] 张建功, 高丽. 高等院校公用房管理改革研究[J]. 改革与战略, 2004(3): 67-69.
- [2] 董宏志. 建立高校公用房有偿使用管理制度[J]. 中国高等教育, 2014(增刊3): 74-76.

- [3] 教育部. 2018年教育统计数据 [EB/OL]. (2019-08-08) [2020-03-02]. http://www.moe.gov.cn/s78/A03/moe_560/jytjsj_2018/.
- [4] 蔡淑萍, 王标兵, 杨燕. 高校科研用房管理的改革与优化[J]. 产业与科技论坛, 2013(20): 243-244.
- [5] 孔祥民, 郑超美. 变分散为集中: 高校实验室管理模式探析[J]. 教育发展研究, 2001(3): 68-71.
- [6] 马小龙. 提升高校房地产管理效能的思考[J]. 高校后勤研究, 2018(10): 53-55.
- [7] 刘芳. 高校实验用房管理的问题与对策研究[J]. 和田师范专科学校学报, 2017, 36(6): 64-67.
- [8] 童燕青, 曾胡强, 胡继英. 高等学校公共用房有偿使用的思考[J]. 华南理工大学学报(社会科学版), 2004, 6(4): 77-79.
- [9] 闫岩. 基于有偿使用制度下的高校公房资源配置优化路径研究[J]. 大学教育, 2013(10): 141-142.
- [10] 黄银江, 李晓明. 浅议高等院校实验用房的管理改革[J]. 管理观察, 2009(17): 159-160.
- [11] 李松龄. 供给侧改革的价值论依据与制度保障[J]. 山东社会科学, 2018(1): 118-125.
- [12] 郑山明. 高校管理供给侧结构性改革探析[J]. 求索, 2017(5): 117-121.
- [13] 王金发, 沈显生. 漫谈美国高校教学与实验室管理[J]. 中国大学教学, 2010(9): 94-96.
- [14] 马楠, 姜臣林, 熊北平. 区域高校实验室发展现状分析[J]. 实验技术与管理, 2016, 33(10): 249-251, 261.