

煤矿智能开采图像识别技术研究及应用

南柄飞¹ 王凯^{1,2} 郭志杰¹ 荣耀¹ 李首滨^{1,2}

近

年来,随着大规模数据信息的积累、理论算法的革新、硬件计算处理能力的提升,人工智能(Artificial Intelligence, AI)迎来了革命性的进步,相关研究和应用进入新发展阶段。我国已将人工智能上升为国家战略^[1]。

人工智能为煤炭工业提供了新方向、新动力,煤矿智能化是技术变革的必然趋势,也是行业发展的必然要求。2020年2月,国家发展改革委、国家能源局等八部门联合印发的《关于加快煤矿智能化发展的指导意见》明确指出,将人工智能、工业互联网、云计算、大数据、机器人、智能装备等与现代煤炭开发利用深度融合,形成全面感知、实时互联、分析决策、自主学习、动态预测、协同控制的智能系统。到2035年,各类煤矿要基本实现智能化,构建多产业链、多系统集成的煤矿智能化系统,建成智能感知、智能决策、自动执行的煤矿智能化体系。随着煤炭行业机械化换人、自动化减人、创建少人无人矿井进程的推进,2020年,我国煤矿智能化采掘工作面增至494个。按照煤矿安全专项整治3年行动实施方案,到2022年,全国采掘智能化工作面要达到1 000个以上,要建成一批100人以下的少人智能化矿井。

当前,智能化综采工作面以自动化控制软硬件为平台,通过采煤机记忆截割、液压支架自动化跟机和视频监控等技术手段,实现了割煤、推移刮板输送机、移架、运输等工艺环节的自动化。在矿井地面调度指挥中心或巷道集控中心对综采工作面生产状况进行远程可视化监控和干预型智能采煤控制,形成了“可视化远程干预型智能采煤控制系统”。在地质条件赋存稳定的工作面实现了“有人

巡视,无人操作”的常态化安全高效生产,推进了煤矿智能化开采进程。但是,开采过程中的可视化视频监控需要工作人员长时间值守,消耗大量人力,并且依赖人为感知与决策,存在较多主观性。因此基于智能化综采工作面可视化监控视频图像研究设备围岩环境状况的智能感知,实现井下关键目标对象的自动检测识别、场景实时动态智能监测,对推进煤矿智能化开采技术的进步意义重大。

图像识别研究及技术应用现状

自从HINTON等^[2]于2006年提出基于深度信念网络(Deep Belief Network, DBN)的非监督贪心逐层训练算法,为训练和优化深层结构带来希望。随后VINCENT等^[3]提出的深度卷积神经网络(Convolution neural network, CNN)是第1个真正多层结构学习算法。这种网络可以将去噪自编码器替代自编码器来构建深度网络,使得深度网络对于噪声更加鲁棒。从此以CNN为主的方法成为视觉感知技术图像识别方向的主流方法,其检测识别率超过人类视觉的感知能力。

近年来,随着基于深度学习的计算机视觉的快速发展,在简单场景中的目标检测、识别技术取得了突破。国内外相关学术界和工业界的研究工作开始转向在更为复杂场景中目标的智能检测、识别、跟踪,以及场景理解,从而实现复杂环境中相关目标、场景环境的实时感知。在学术界,加拿大多伦多大学、英国牛津大学、美国康奈尔大学、清华大学等高校在复杂场景中目标智能检测、识别、跟踪等方面取得了突破。当AlexNet深度神经网络被



提出以后,不断涌现出性能优越相对典型的网络架构,例如VGG、DenseNet等,源源不断吸引科研人员投入到基于深度学习的视觉感知研究工作中去,特别是在目标检测研究方面取得了突破性进展。

基于深度学习的目标检测技术在这个过程中发展很快。从网络结构看,经历了由两阶段目标检测方法到单个阶段目标检测方法的过程,从“自下而上”到“自上而下”的过程,从单尺度网络到视觉特征金字塔网络的过程^[3],从面向工作站算力环境到面向嵌入式终端算力环境的过程。这些目标检测算法技术,在开放公共数据集上测试获得了较为出色的性能表现。

比较典型的两阶段目标检测模型方法有区域卷积神经网络(Region-based Convolutional Neural Network, RCNN)、加速版本Fast RCNN、Faster RCNN等。这类方法目前在超大规模开放公共数据集上取得了最好的性能表现。RCNN是基于CNN进行目标检测,采用传统图像特征提取算法寻找检测目标的候选区域,然后利用CNN对这些候选区域进行特征提取,最后使用支持向量机SVM针对提取的特征进行分类,从而确定物体的类别。Fast RCNN,使用CNN同时做候选目标特征提取和候选目标识别,并引入多目标损失函数提高了目标检测的准确率。但是由于在候选区域特征提取阶段,采用传统方法进行特征提取,因此目标检测速度相对不理想,达不到实时检测效果。Faster RCNN算法,利用CNN替代传统候选区域生成算法生成候选目标区域,同时让候选区域生成网络和候选区域识别网络共享卷积层,从而使得Faster RCNN检测处理速度明显提升,几乎达到了实时目标检测,以致于Faster RCNN方法成为主流的目标检测方法。

虽然2个阶段的目标检测算法方法的检测准确率和处理速度有了突破性的提高,但是在实时性要求比较高的场景,例如自动驾驶、嵌入式设备上部署进行推理应用的时候,其目标检测速度还是达不到实时的处理效果,这是由于两阶段目标检测算法方法的检测处理流程相对复杂导致。因此出现了检测处理流程相对简单的单个阶段目标检测方法,比较典型的有:YOLO算法系列和SSD算法^[13]系列。

此类方法的核心思想是在检测处理过程中把检测目标空间位置作为回归问题处理,用单个深度学习网络对目标进行分类和定位。

YOLO算法在网络结构设计阶段,使用卷积层提取图像特征,使用全连接层预测网络输出,实现检测问题的回归建模。最终提高了检测处理速度,但是检测精度一般。SSD算法在Faster RCNN方法的anchor 机制的基础上,首次提出多尺度预测机制,从而提高了检测处理速度和检测精度。YOLO9000方法在结合anchor 机制和多尺度预测机制的基础上提出的。在训练实现过程中首先使用聚类算法确定anchor 的量值,然后增加了细粒度特征和多尺度训练技巧针对YOLO算法进行改进和优化,最终大幅提高了检测速度和检测精度,而且提高了算法方法的实际适用性。接着,YOLO的提出者,进一步针对YOLO系列进行改进和优化,提出了接近实际应用效果的YOLOv3算法,其目标检测处理速度更快,超过一般的实时处理速度,检测精度更高。YOLOv3算法的网络主干采用新的DarkNet-53网络进行视觉特征提取,在检测阶段使用特征金字塔网络(Feature Pyramid Networks, FPN)在三个不同尺度的特征图上进行检测,以及anchor 量值使用聚类的方法进行挑选确定。当前,国内外学术界也针对目标检测算法进行了深入研究,提出了一系列性能优越的检测算法,如RefineDet、PeeNet等。

在工业界,互联网高科技公司紧跟学术界,纷纷超前布局深度学习研究应用领域,抢占新一轮科技革命的制高点,例如Google提出GoogLeNet,Microsoft提出ResNet。百度公司2013年建立了专注于深度学习的研究院,后升级为百度研究院。2015年提出设立“中国大脑”计划。2017年,国家发改委正式批复百度牵头筹建深度学习技术及应用国家工程实验室。2017年底,Google宣布在北京成立谷歌AI中国中心,重点着力于基础AI研究,推动基于计算机视觉的智能感知技术的大力发展。

当前,图像识别技术已经在交通、公共安全、医疗,以及自动化驾驶等领域推广应用。在智能交通方面,城市交通管理职能部门通过安装在交通枢

组的视频监控系统, 针对视频进行智能视频分析, 获取道路和车辆的异常状况; 通过车流量分析可以获得实时道路拥堵情况, 以及在车辆型号、车牌号自动检测识别的基础上, 监控车辆超速、违规驾驶等情况。在安防监控方面, 通过在社会公共场所, 例如机场、车站、园区, 以及社区公共场区域安装视频监控系统, 通过对视频场景中的目标进行智能监测, 既保证了社会秩序的安定, 又能够在遇到突发情况时及时做出反应, 并为安全事故案件侦破提供调查取证依据。在智慧医疗方面, 医生可以通过视觉针对检查化验结果图像进行智能分析, 快速有效地甄别出病人的病症信息。并可通过手术机器人视觉感知系统快速定位病人器官位置或者病变部位。该技术可将医生从繁忙的诊疗和手术过程中部分解放出来, 辅助医生做出准确的诊断, 有效地避免因医生个人视觉疲劳造成误诊或者手术误操作现象。在自动驾驶方面, 可见光摄像头具有成本低、分辨率高、视觉信息特征丰富等优势, 成为自动驾驶系统中的主要可靠传感器之一。自动驾驶视觉系统通过对行车视频进行实时分析, 快速检测出道路中出现的行人、障碍物、标识牌等目标, 为车辆主体系统的自动决策和自主控制提供重要感知信息。

煤矿智能开采图像识别技术研发及应用现状

现阶段虽然在很多非煤领域, 图像检测、识别, 以及场景理解等方面取得了很大的发展。但是在煤炭领域, 无论是研究还是应用, 特别是针对煤矿智能开采的图像识别技术起步较晚, 现阶段还未完全形成较为成熟的理论和技术体系。这主要是由于煤矿开采场景复杂度高、环境较为恶劣等因素导致的。一方面, 煤矿开采场景具有光照分布不均匀、颜色视觉特征单调、目标与背景颜色特征区分度不高、目标特征信息遮挡不完整、矿灯光照干扰, 以及由于设备运转造成的摄像仪抖动、位置移动导致图像不清晰等特点, 给图像识别带来了很大挑战; 另一方面, 适合井下布设的计算平台尚未有成熟的产品, 智能开采图像识别所需要的算力得不到保障, 这也给技术发展带来了挑战。



图1 井下视频图像去雾、去噪对比效果

“十三五”期间, 国家重点研发计划项目“煤矿智能开采安全技术及装备研发”针对综采工作面图像识别的核心关键技术进行攻关, 在技术应用基础、核心算法模型等方面进行了研究, 开发了智能开采图像识别相关技术, 取得了系列研究进展。

1) 在煤矿井下视频图像处理技术方面, 针对井下视频图像受粉尘、雾气、低照度影响, 造成的图像质量下降、图像模糊、图像特征淹没等特点, 分析井下图像视觉特征, 构建具有煤矿井下环境特点的大气物理模型, 设计实现井下视频图像实时智能去雾、去噪处理, 处理速度达到25帧/s左右, 智能去雾去噪效果如图1所示。

2) 在煤矿井下关键目标对象实时感知方面, 考虑井下可视化远程监控视频图像针对显著区域或目标提取的实际工程应用需求, 特别是从显著性区域目标检测和分割的效率出发, 基于视觉注意机制提出一种实时的煤矿井下关键目标对象实时感知方法。这种方法不仅提高显著性目标(关键目标)的检测分割精度, 而且达到30帧每秒左右的实时处理效率。煤矿井下复杂场景中关键设备目标对象的



图2 煤矿井下复杂场景关键设备目标检测提取效果

图3 煤矿井下机器学习视觉图像训练样本库集示例

图4 工作面环境状态实时感知、设备目标状况智能检测识别结果

实时感知效果如图2所示。

3) 大规模数据样本是机器学习,特别是基于深度学习框架研究智能视觉感知的必要前提条件。因此在煤矿井下机器学习视觉图像训练样本数据库集建设方面,目前通过结合综采工作面环境及设备状况视觉感知需求,针对煤矿井下场景,特别是综采工作面环境及主要设备状况和姿态分布的体系结构进行系统归纳分析;同时分析光照变化、煤尘影响、遮挡等因素对视觉感知的影响规律,基于光照变化、煤尘影响、遮挡3大影响要素提出其影响的规律模型;根据光照变化、煤尘影响、遮挡3大影响要素的影响规律和深度学习平台要求,建立了多样性强的有关煤矿场景环境设备目标对象的大规模机器学习图像样本数据库集。现阶段数据集规模达到数万幅左右,其样本示例如图3所示,为井下视觉感知算法模型构建以及煤矿领域的图像识别技术应用开发提供数据基础。

4) 在井下环境状态、关键设备目标对象状况自动检测、识别等方面,现阶段基于深度学习框架设计构建适合井上、井下不同场景硬件环境的智能感知算法模型,实现煤矿井下综采工作面环境状态的实时感知,设备目标状况(井下人员、煤机滚筒、护帮板状态、大块煤或岩石等目标对象)的智能检测识别,实时视频平均检测准确率达到95%以上,处理速度不低于25帧/s实时处理速度。为煤矿井下无人工作面空间环境的实时感知,关键设备目标对象的可视化智能监控,煤矿综采生产管理等方

面相关的智能化无人生产管理控制系统构建提供算法模型基础。工作面环境状态实时感知、设备目标状况智能检测识别结果如图4所示。

异常状况的智能监测与报警。

通过示范应用,系统能够自动为综采智能化集中控制平台提供识别结果,对于保障生产安全管理,降低工作人员劳动强度,提升自动化智能化水平,提供了核心技术支撑。

煤矿智能开采图像识别技术研发及应用瓶颈

自从2012年以来,深度学习技术在计算机视觉领域取得突飞猛进的发展,特别是利用CNN端到端学习的能力将大规模图像分类问题的性能提升到了新的高度,图像目标检测识别方法也取得了历史性的突破,涌现出许多新型算法,通过大数据集上端到端学习大幅度提高检测识别精度的同时,也提高了实时处理速度,推动各行各业实际场景应用的快速发展。然而,随着针对深度学习理论研究特别是数学基础的进一步深入研究,以及场景应用的进一步深入,学术界和工业界普遍发现当前以连接主义思想为基础的深度学习存在诸多缺陷。本文从数据、算法、算力3个深度学习的驱动要素入手,总结分析当前图像识别,特别是煤矿智能开采图像识别技术研发及应用的瓶颈问题。

1) 训练样本的数据准备是深度学习的首要基础,样本数据质量直接影响后期建立算法模型的性能,特别是模型的泛化能力。首先样本数据整理是一个耗费人力财力的巨大工程,需要收集获取应用场景的视频图像数据源,然后在获取数据的基础上投入大量人力进行人工标注,整理相关图像数据和相关联的标签数据。在此过程中,一方面由于图像的本身质量问题,以及从业人员技能水平的差异,导致建立的样本数据集质量较差,将严重影响所构建算法模型的性能,以及模型的泛化能力;另一方面,在数据集结构设计方面,如果测试数据和训练数据分布不平衡,或数据总量规模不够,都会导致所构建算法模型的泛化能力下降。在煤矿井下工作面场景,如果所需要检测识别的关键设备,及目标对象的样本数据的本身特征多样性不强,而且类别样本在整体样本集的分布不均匀,以及正负样本的比例不均衡等问题均会影响训练模型在不同应用过

程的泛化能力,降低实际应用效果。归根结底,这是由深度学习技术框架的理论基础缺陷导致的。因为深度神经网络作为判别模型是基于一个闭合世界假设的基础建立起来的,也就是假定识别对象属于预先定义的已知类别。当输入样本在已知类别之外,系统就没有办法判别,而且会把它错误地判断为已知类别。

2) 在算法模型构建过程中的网络结构设计方面,特别是性能优良实现特征提取的主干网络设计方面,需要同时考虑感知精准度和处理效率的要求。因此神经网络结构(备选函数族)的设计显得尤为重要,如果主干网络结构过于简单,则会在训练学习过程出现欠拟合的风险,如果网络结构过于复杂,则会在训练学习过程中出现过拟合现象。在算法模型设计过程中,视觉特征表征方法及表达的质量也至关重要。因为特征的同变性和不变性是表达视觉图像特征的2个重要指标。一般在学习过程中,浅层特征包含了大量的边界和轮廓信息,可以提升感知定位效果,但是缺乏不变语义信息;深层特征往往具有很强的不变性,缺乏同变性,对分类效果很好,但是损失了有助于定位的信息特征。所以如何设计好算法模型,有效利用好学习不同程度的视觉特征信息,对算法模型的效果和质量影响非常大。在训练过程中,如何设计更优的损失函数也是关键因素。然而,目前设计的损失函数都是针对标注框进行表示的基础上进行定位损失的计算,缺乏针对语义信息的表示。而且标注框往往含有一定的背景信息,对训练学习很不友好。设计完美的损失函数,在训练学习过程中能够充分表示计算定位损失,也能够兼顾一定的语义信息表示,将对训练学习起到极大的促进作用。同时,现阶段在图像识别技术研发及应用成效显著的场景都是基于视觉图像的检测识别,解决了“是什么”的问题,而“在空间中哪里”的问题,还有待进一步研究解决。在煤矿智能开采图像识别技术研发和应用方面,目前在算法模型构建过程中遇到上述问题的同时,也面临着诸多挑战。最为重要的当属网络结构和深度设计方面,既不能设计的过于复杂,也不能实现的过于简单。因为煤矿开采场景对算法模型感知的精准



度和处理效率都有极高的要求。特别在核心生产环节需求极高感知精准度的同时,还需要实时可靠的感知结果以备作业设备和相关联关键目标对象进行协同控制作业。

3) 在算力方面,现阶段较为成熟的图像识别应用基本上都是基于高性能计算算力的硬件环境实现的,其算法模型本身对计算资源需求比较大。当算法模型部署的硬件环境算力不够充分时,感知结果的精准度和处理效率均会大打折扣。而在煤矿开采场景,计算设备的性能指标受到矿用防爆限制,性能优良且耗费算力高的算法模型难以在井下直接部署应用。这种情况直接阻碍了图像识别技术在井下终端设备上的就地、就近部署应用,从而为井下设备协同作业控制提供高感知精准度和低延迟的实时感知信息。此外,应用更多的基于地面数据中心架构的煤矿图像识别系统,需要具有高可靠性、高速、高带宽的数据通信网络,因此现阶段煤矿智能化建设过程中有关矿井工业网络改造势在必行。总之,现阶段煤矿智能开采图像识别技术应用仍存在较多的客观限制条件。

煤矿智能开采图像识别技术研发及应用发展趋势

针对图像识别技术研发和应用目前所面临的瓶颈问题,只有处理好煤矿图像识别、人工智能等基础科学问题的长期研究投入与产品快速研发应用的二者关系,加大研发力度,攻克现阶段AI技术3大支撑要素所面临的瓶颈问题。

1) 在数据方面,继续扩大构建面向领域的样本数据库集的规模,同时研究深度学习的理论基础,及其无监督机器学习方法,实现机器学习自动标注样本数据的机制,同时获取样本的先验知识即样本的内在语义。研究弱监督机器学习训练方法,只需要少量或者少数标签样本数据,就可以实现算法模型鲁棒性和泛化能力的提升。逐步减少人工样本数据标注的耗时,进一步优化样本数据库集的结构设计,提升获取样本数据的质量,例如针对样本进行去噪、增光,及对抗检测等处理方法,以及均

衡正负样本数据分布等方面工作,提升算法模型的抗攻击能力、泛化能力,提高实际应用效果。

2) 在算法模型方面,针对深度学习方法框架中不可解释和鲁棒性差2个方面的基础性缺陷进行改进。为实现内在可解释性模型的构建,可以通过研究新的网络结构,设计新型损失函数,以及采用新型训练方法,在深度学习样本特征空间与人类感知认知的语义空间中架起一座桥梁,实现样本特征空间与语义空间之间鸿沟的跨越^[4]。为实现鲁棒性的提升改进,需要不断完善优化神经网络的结构,改进模型的激活函数、损失函数等,训练构建更加鲁棒的算法模型,从而提高模型对抗攻击的防御能力。特别在网络结构设计过程中,可以寻求更好的视觉图像特征表达方式,例如特征融合、增大特征图的分辨率。将包括边界或者轮廓信息的浅层特征与包含一定语义信息的深度特征进行融合,既可以提高定位精准度,又可以保持良好的分类效果。在煤矿智能开采图像识别应用开发过程中,在二维视觉特征的基础上引入空间数据特征,既有助于解决感知机制中“是什么”的问题,又可以同步解决“在空间中哪里”的问题。更进一步,还可以在更高级的层面尝试创新以数据驱动和知识驱动融合的全新AI理论框架,从而提高算法模型的鲁棒性。

3) 在算力方面,特别是基于边缘终端设备,当计算处理资源比较有限的情况下,如何有效地针对算法模型进行推理加速,提升智能视觉感知精准度和处理效率,实现智能开采的落地应用。当下对算法模型推理过程进行加速的主流方法是协同设计AI算法模型网络结构和边缘终端设备中计算处理单元的硬件结构实现加速。针对AI算法模型网络结构,采用特征数据共享计算的方式,进行网络剪枝和量化操作实现模型压缩,设计轻量级网络结构。现阶段常用的模型压缩方法主要依赖工程师的处理技巧,依据规则进行人工剪枝和量化操作。这种压缩方法导致模型压缩的质量和效率不高。因此未来基于机器学习须依据规则,通过网络结构搜索高效自动搭建出适合具体硬件环境的网络结构,从而实现推理加速。在计算处理单元的硬件结构方面,依靠AI专用芯片的优势,重新设计加速模块

的硬件结构,以低功耗的处理单元实现对网络推理的硬件加速。而有关煤矿井下硬件设备边缘端的落地应用,同样应该基于协同设计AI算法模型网络结构和边缘终端设备中计算处理单元的硬件结构,研发具有边缘智能计算的井下低功耗视觉智能计算处理终端,解决AI算法模型在井下终端设备上的部署和有效推理问题,实现工作面作业环境和设备目标对象状态在井下场景的就近、就地实时全面感知,为井下关联设备的协同控制提供低延迟、高可靠性的认知决策信息。

同时,从图像识别技术及相关产品在未来煤矿智能开采方面应用的发展前景来看,煤矿对于构建图像智能识别、自动决策、设备协同控制生产管理系统的需求强烈,相关应用技术持续发展前景广阔,智能感知技术及其图像识别相关产品在未来行业领域内的市场潜力巨大。

因此,当前在煤炭行业跨越式发展的重要转折时期,应该大力研发煤矿井下智能感知技术和相关图像识别应用产品,推动煤矿智能化无人开采进程。特别针对煤矿井下复杂场景,在围绕AI在煤炭行业内应用的基础理论、核心算法模型和煤矿井下智能感知终端设备进行研究的基础上,充分挖掘AI视觉感知技术和综采工艺控制技术的深度融合赋能,构建AI视控一体化系统平台技术和产品,推出“快速感知、自动决策、协同控制”的煤矿开采生产管理系统产品,将全国现有自动化综采工作面提升为少人或无人操作,实现井下固定岗位的无人值守与远程智能监测的安全生产管理,推进智能感知、智能决策、自动执行的煤矿智能化体系早日全面建成。

结语

本文分析了图像识别技术的研究和应用现状,指出了煤矿智能开采图像识别技术研发及应用过程中存在的关键核心问题和现阶段瓶颈问题,从当前以深度学习为主流的AI技术支撑要素——数据、算法、算力3个方面进行总结。在数据方面,分析如何研究深度学习方法,例如以无监督或弱监督机器学习方法,如何设计训练样本数据库集结构,提升样本数据的质量,实现算法模型鲁棒性构建和推广应用能力。在算法模型方面,分析如何针对深度学习方法框架中不可解释和鲁棒性2个方面的基础性缺陷进行改进,训练构建更加鲁棒的算法模型,提高模型对对抗攻击的防御能力。在算力方面,分析如何有效协同设计算法模型结构和硬件处理单元结构,提升智能视觉感知精准度和处理效率,在实现针对算法模型推理加速的基础上实现具体场景的落地应用。最后对图像识别技术研发及应用的发展趋势,特别是煤矿智能开采图像识别的技术研发和应用进行分析与展望。

■ 责任编辑: 王晓珍

作者简介:

第一作者: 南柄飞, 陕西旬阳人, 助理研究员, 博士。
E-mail: nanbf@tdmarco.com

作者单位: 1. 北京天地玛珂电液控制系统有限公司;
2. 煤炭科学研究总院 矿山大数据研究院

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2017YFC0804306);
中国煤炭科工集团科技创新创业资金专项重点资助项目 (2018ZD006)



参考文献

- [1] 张涛, 龚文全, 颜媚. 2018年全球主要国家人工智能政策动向及启示[J]. 信息通信技术与政策, 2019(6):81-83.
- [2] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R.Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006,313:504-507.
- [3] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [4] 张钹, 朱军, 苏航. 迈向第三代人工智能[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(9):1281-1302.