

WHITE PAPER MEDICAL IMAGING AI IN CHINA

中国医学影像AI 白皮书

2019年1月



中国医学影像AI产学研用创新联盟

编委会成员：

主编：	刘士远
副主编：	钱大宏，沈定刚，张惠茅
编写秘书长：	高宏，萧毅

AI应用模块执笔：

AI应用综述执笔：	联影智能
超声AI：	德尚韵兴医疗科技
影像拍片AI质控：	电子科大金盘
病理AI：	衡道病理
盆腔影像AI：	汇医慧影
大血管疾病AI：	汇医慧影
DR影像智能报告AI：	科大讯飞
神经系统影像AI：	深睿医疗
脑部影像AI：	深睿医疗
心血管疾病AI：	数坤科技
眼底图AI：	体素科技
皮肤疾病AI：	体素科技
肺结节等胸部AI：	推想科技
骨关节疾病AI：	杏脉科技
介入：	杏脉科技
小儿疾病AI：	杏脉科技
乳腺影像AI：	依图医疗
骨龄判读AI：	依图医疗

目录

人工智能在医疗领域的应用概述

自然语言处理在医疗领域的应用	7
1. 智能辅诊	7
2. 电子病历语音录入	7
在体征监测的应用	7
1. 光容积描记法	7
2. 心电图	8
3. 连续血糖监测（continuous glucose monitoring, CGM）	8
在基因组学和蛋白质组学的应用	8
1. 蛋白质组学	8
2. 基因组学	9
在临床数据的应用	9
在医学影像的应用	9
1. 影像设备的图像重建	10
2. X线胸片阅读	10
3. 眼底检测	10
4. 脑区分割	10
5. 脑疾病诊断	10
6. 器官分割/靶区勾画	10
7. 骨伤鉴定	10
8. 乳腺疾病诊断	10
9. 超声辅助诊断	10
10. 病理切片分析	11
11. 骨龄分析	11
在医学视频中的应用	11
1. 内窥镜	11
2. 胶囊机器人	11
3. 手术机器人	11
在运动管理的应用	11
1. 背景和产品研发现状	12
2. 临床应用现状	12
3. 目标和挑战	12
在药物发现中的应用	12
1.靶点筛选	13
2.药物筛选	13
3.药物优化	13
4.小分子药物晶型预测	13
5.病人识别及招募	13

医学影像AI算法的最新进展

计算机视觉算法的发展	16
1. 分割	16
2. 配准	17
3. 识别	17
4. 分类	18
5. 映射	18
用于医学影像的算法进展	19
1. 小数据	19
2. 分布式	19
3. 多模态	20
4. 辅助治疗	21
5. 普适性（对于不同机器）	21
6. 开放式AI计算平台	

9. 骨龄判读AI	40
10. 小儿疾病AI	41
11. 脑部影像AI	42
12. 盆腔影像AI	43
13. 眼底图AI	45
14. 病理AI	47
15. 大血管疾病AI	49
16. 皮肤AI	49
17. 人工智能研发管线及策略分析	51

产业化现状

产业化现状概述	56
典型AI产业简介	56
1. 影像拍片AI质控	56
2. 智能影像网关平台	56

医学影像AI公司简介（按企业名称首字母排序）	57
Airdoc	57
巴可	57
北京青燕祥云科技有限公司（PereDoc）	57
博莱科	57
德尚韵兴医疗科技	58
典数鑫	58
点内科技	58
EDDA Technology	58
飞利浦	58
富士胶片（中国）投资有限公司	59
国药励展	59
衡道病理	59
汇医慧影	60
IBM	60
基诺联生物科技	60
佳能医疗	60
健培科技	60
江丰生物	61
金盘	61
巨鼎医疗	61
巨鲨医疗	61
科大讯飞	61
连心医疗	62
联影智能	62
全网云医疗	62
融互医学	62
深睿医疗	62

深思考人工智能	62
视见科技	63
数坤科技	63
体素科技（VoxelCloud）	63
通用电气医疗系统贸易发展（上海）有限公司	63
图玛深维	63
推想科技	64
卫宁健康	64
西安盈谷	64
西门子医疗	64
杏脉科技	64

01

人工智能在医疗领域的应用概述

Overview of AI Applications in Medical Field

中国医学

影像AI产学研用创新联盟

WHITE PAPER
MEDICAL IMAGING AI
IN CHINA

常事件发生的第一时间预警并记录数据，并在后续就诊过程中为医师提供重要参考依据。国内多家公司，例如小米，华为等公司，做出了不同应用场景下的检测手环。有的企业将发出来的AI算法集成于专用芯片，从而降低产品成本，提高算法的鲁棒性。

2、心电图

心电图记录术或心电图（electrocardiography, ECG）是一种经胸壁以时间为单位记录心脏的电生理活动，利用在人体皮肤表面贴上的电极，可以侦测到心脏的电位传动，而心电图所记录的并不是单一心室或心房细胞的电位变化，而是心脏整体的电位变化。在ECG的监测方面，目前常用的ECG监测仪大多只具有监测和记录输出等功能，不具有或仅有有限的分析功能。应用AI算法大幅度提高ECG数据的分析识别能力，在就诊时同步结合多个导联由AI算法的自动分析并生成精确的监测报告。随着便携和可穿戴设备的发展，将AI算法应用在随身设备的持续、即时、跟踪监测中，进一步提高对心脏病的风险监控。吴恩达团队已经开发了诊断心律不齐的深度学习算法，并将其应用于随身穿戴设备，构建深度学习网络模型对ECG数据进行分析，能够诊断多种心律不齐症状，准确率可以媲美临床医师。

3、连续血糖监测（continuous glucose monitoring, CGM）

CGM系统可连续监护和记录个体的葡萄糖水平。它的工作原理是用户使用自动植入器在皮肤下插入一个微小的传感器，使用高频电波获取血液的中不同血糖浓度的反射波，将其转换为电信号得到血糖浓度监测结果。区别于血糖仪只提供单一的葡萄糖离散读数，CGM系统可以每五分钟提供实时的葡萄糖信息，可对一天内个体的葡萄糖变化情况进行连续、动态的获取。AI算法可以长期跟踪用户的血糖数据，对其进行动态分析和症状监测。对患者用药或影响症状的行为进行记录并及时反馈。对于无创或极微创的体征监测，AI算法可以有效推动患者的自检及症状跟踪，以专家水平给出可靠的诊断结果。可以给患者和医师都带来极大的便利，使患者减少在院检查次数的同时提供给医师有效的监测数据，降低心脏、血糖等慢性疾病患者的就医成本，提高诊断效率。

在基因组学和蛋白质组学的应用

AI技术可用于基因组和蛋白质组的大数据分析。在过去，对综

合基因表达、蛋白质和单个器官的代谢数据的评估往往受限于有限的数据分析计算能力。AI能快速识别和学习数据中的信号和模式，能够处理大数据，分析所有端点以及它们的空间关系。这是建立知识和影响未来科学发展方向的关键。因此通过AI技术可以为制药和癌症预测赋能

1、影像设备的图像重建

通过AI算法的图像重建技术，由低剂量CT、PET图像重建得到相当于高剂量CT的高质量图像，是目前深度学习技术在图像重建领域的重要进展，尤其其速度明显优于传统的全迭代重建方法，因此显示了很好的临床应用前景。其重要意义在于，减少辐射风险的同时，能够获得高质量的满足临床诊断需求的图像，图像重建时间大大缩短，易于临床落地，有望成为常规技术。MR扫描的主要痛点是扫描时间长，并对儿童患者的扫描带来额外的困难与风险。利用AI技术，可以对MR扫描进行加速。在MR图像扫描时从K空间只快速采集少量的信号（降采样），并利用AI图像映射技术，对降采样的MR图像通过神经网络恢复出与全采样图像同样质量的图像，并用于临床诊断。现有技术既支持单一序列的加速，也可以同时利用其它序列的互补信息对不同序列进行加速。

此外，与CT相比，MR成像（MRI）更安全，不涉及任何辐射。因此，近年来研究者非常积极地在研究从同一患者的MR图像中“学习”CT图像并用于放射治疗的计划。[2][3]

2、X线胸片阅读

通过AI对X线胸片提前进行辅助阅读分析，帮助医师完成多种疾病的医学影像筛查（例如：肺结节、肺结核、气胸等），或是对医师阅片顺序进行智能排序，从而提高医师的阅片效率和诊断精度。

3、眼底检测

眼科医师数量少，眼底诊断设备昂贵，眼底诊断渠道门槛高，导致眼科疾病诊治困难。AI通过学习眼底图像，实现对一些严重眼科疾病如青光眼、糖尿病性视网膜病变和老年黄斑变性的有效诊断，推动眼底疾病诊断的普及和眼科疾病的治疗。

4、脑区分割

通过AI技术对脑区MR图像进行分割，可以得到比以往算法更精准的脑区分割结果。利用AI技术对大脑中的一百多个脑区结构进行精准分割并放到时间轴上进行分析，让医师清楚地看到脑灰质、白质和各种脑核的结构随时间的变化情况。例如，在诊断阿尔兹海默症中引入AI，可以把看到的脑萎缩转化为更为量化的数字指标，形成相应的量化曲线，为医师提供脑结构随时间变化的百分比，从而预测出患者将来患病的风险概率，帮助完成病情的早期识别和早期诊断[4]。

5、脑疾病诊断

很多脑疾病，比如脑出血是神经内、外科最常见的难治性疾病，具有致死率、致

慢病患者运动治疗指标		
方 式	指 标	
初级运动	运动频率	2 - 3次/周；
	运动协议	日常运动活动，激发运动兴趣
有氧耐力	运动频率	3 - 5次/周；
	运动协议	热身期、运动期（恒定运动或间歇训练）、恢复期；
	恒定运动	最大耗氧量/储备心率的50% - 80%（伯格评分11 - 16），20 - 60分钟/次；
	间歇训练	最大耗氧量/储备心率的80% - 90%（4分钟）、40% - 50%（3分钟）交替进行
无氧耐力	运动频率	2 - 3次/周；
	运动协议	热身期、运动期、恢复期；1 - 3组，每组循环训练10 - 15次（间隔1 - 2分钟）；最大单组循环训练的50% - 80%

临床医师根据患者病情制定个性化运动处方

（1）产品的安全、可靠、精准性：当前个性化运动治疗的普及还存在诸多制约因素。为避免运动风险并保证运动效果，患者运动必须在医护人员监督下进行。然而，医疗资源有限无法满足巨大的个性化需求。2014年“心率管理先锋行动”对200家医院近45万人进行心率调查，发现33%的高血压患者心率不达标，其中运动治疗患者比例仅占28%；冠心病患者治疗率仅37%，治疗患者中仍有60%不达标。运动治疗实施难度大、普及性不足是当前的主要问题，而解决这一问题的关键在于能够开发一种人体运动过程实时控制系统，帮助上述人群在非医院监督条件下完成运动治疗，同时确保运动效果的最佳化及运动过程的安全性。（2）运动数据的标准化管理：由于慢病患者数量庞大，远程医疗和精准医疗成为实现慢病患者运动管理的必要条件。可穿戴运动管理系统已开始在健身训练和康复医疗中应用，此类设备借助开环控制理论，通过离线分析既往心肺行为，迭代优化当前运动协议，实现运动需求的非实时性管理。但总体来讲，当前产品所获取的运动数据存在数据种类多、采集精度不一致、没有进行规范化和标准化管理，无法进行后续大数据分析，也就无法形成按照慢病类别及患者性别、年龄、种族等进行特定分析和方案。因此，亟需提供基于可穿戴和便携式生理信号采集设备的运动数据获取、分析和处理的标准化方案，在此基础上进而实现对慢病患者运动治疗的安全、可靠、精准化管理。

2、临床应用现状

02

医学影像AI算法的最新进展

Recent Advances in AI Algorithms for Medical Images

中国医学
影像AI产学研用创新联盟

WHITE PAPER
MEDICAL IMAGING AI
IN CHINA

出病灶的位置和类别信息。主流检测模型可以分为一阶段模型和两阶段模型，一阶段模型直接对病灶位置进行预测，如YOLO (You only look once)、SSD (Single Shot MultiBox Detector)等，而两阶段模型则增加了一个病灶位置优化的过程，如Faster RCNN、特征金字塔网络 (feature pyramid networks, FPN) 等。检测模型可以同时支持多种疾病病灶位置的定位，由于不同病种、不同病灶的大小范围变化较大，FPN基于在不同层上分别进行病灶检出，大大提高了效果，成为现在最常用的检测框架。后续也有研究学者从特征区分能力、定位精度、效率等方面做了改进。一般情况下若当前影像检测到了病灶，则该影像便可以被判定为患有对应的疾病，但这种方法对检测精度的要求很高，在有些任务上可能无法满足要求，因此可以在检出病灶后将所有病灶信息进行信息融合再做一次联合预测得到最终影像的识别结果。

4、分类

物体分类任务要求回答一张图像中是否包含某种物体，对图像进行特征描述是物体分类的主要研究内容。一般说来，物体分类算法通过手工特征或者特征学习方法对整个图像进行全局描述，然后使用分类器判断是否存在某类物体。(1) 基于词袋模型 (Bag-of-Words) 的物体分类：词袋模型是视觉对象类挑战 (visual object classes challenge, VOC) 竞赛中物体分类算法的基本框架，几乎所有的参赛算法都是基于词包模型。我们将从底层特征、特征编码、空间约束、分类器设计、模型融合几个方面来展开阐述。词袋模型最初产生于NLP领域，通过建模文档中单词出现的频率来对文档进行描述与表达。Csurka等[30]于2004年首次将词包的概念引入计算机视觉领域，由此开始大量的研究工作集中于词包模型的研究，并逐渐形成了由下面四部分组成的标准目标分类框架：①底层特征提取，②特征编码，③特征汇聚，④支持向量机等分类器。(2) 深度学习模型：深度学习模型是另一类物体识别算法，其基本思想是通过有监督或者无监督的方式学习层次化的特征表达，来对物体进行从底层到高层的描述。主流的深度学习模型包括自动编码器 (Auto-encoder)、受限玻尔兹曼机 (restricted boltzmann machine, RBM)、深度信念网络 (deep belief nets, DBN)、卷积神经网络 (convolutional neural netowrks, CNN)、生物启发式模型等。①自动编码器是20世纪 80 年代提出的一种特殊的神经网络结构，并且在数据降维、特征提取等方面得到广泛应用。②受限玻尔兹曼机是一种无向二分图模型，是一种典型的基于能量的模型 (enery-based models, EBM)。之所以称为

“受限”，是指在可视层和隐藏层之间有连接，而在可视层内部和隐藏层内部不存在连接。③DBN是一种层次化的无向图模型。DBN 的基本单元是 RBM，首先以原始输入为可视层，训练

度，机构之间的通信均通过一个核心参数服务器组。该参数服务器组汇总各家梯度，更新模型参数的当前状态，再把更新后的参数分发到各家机器上。这一做法的优势在于如果某个模型副本的对应机器失效，其他机器上的模型仍然可以继续处理自身数据并更新参数服务器中的模型参数。但是因为模型副本平行地获取参数和传送梯度值，故在同一时间戳上，可能会出现单个副本内的参数不一致的现象。在Su等[38]提出的方法中，每次迭代，不同中心先根据自家的梯度独立计算更新后的参数，然后所有中心的参数经过平均后统一用于更新各个中心的模型副本。这类方法，可以精确地计算梯度或权重，但需要中心之间的大量通信。

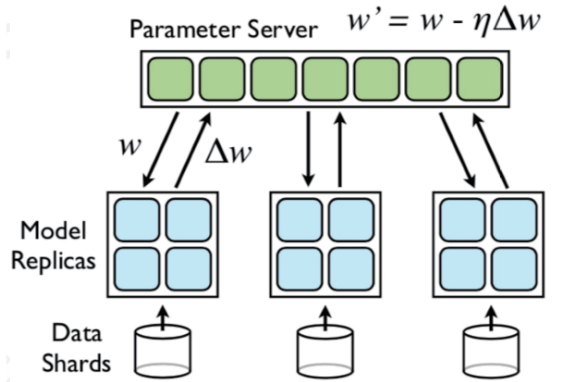


图1 Downpour SGD

（2）从模型层面考虑，即在模型训练结束后，通过模型的集成达到模型共享的目标。Dluhoš等[39]在训练出相应的权重之后进行加权平均，进一步地提升准确率。在加权策略上，他们尝试了简单的平均，以及按照数据量进行加权，两者之间并没有明显的差异。这类方法操作简单，不需要中心之间的频繁通信，但是往往难以达到数据共享模型的准确率。（3）综合考虑模型和优化层面，Chang等[40]将两者结合了起来，同时考虑不同中心之间模型优化和性能的相关性。他们尝试两种不同的策略：一是在单中心训练模型，模型收敛后再转移到下一个中心，如图2所示。第二种是模型训练预定次数的迭代后，就转移到下一个中心，如此循环直到模型在每个中心的数据上都可以收敛，如图3所示。这类方法是前两种方法的折中，不需要频繁地在多中心之间交换模型，同时能够接近数据共享模型的精度。

3.多模态

影像检查存在CT、MRI、DR等多种模态，除此之外还有临床信

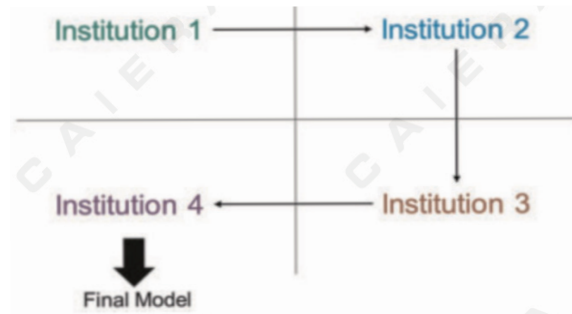
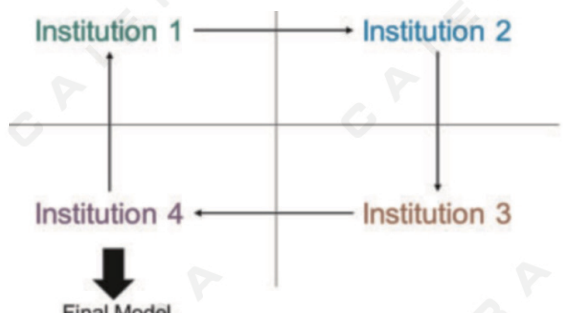


图2



法并不一致。为了避免医师个人经验和看法导致的“偏见”，很多AI企业在进行数据标注时会同时设置几个组，每个组邀请几位医师进行数据标注，然后交叉比对，寻找“最大公约数”。这种做法取得了很好的效果，但费时费力。如何找到一套标准和方法，让数据标注更加准确和具有客观性，是行业接下来需要着重思考的问题。用刘士远教授的话：医师是医学影像AI模型的培育者和导师。在数据上，医师可以建立大样本的单病种数据库，提高训练数据质量，并在此基础上规范化标注，形成高质量训练集。比如建设一个具有广泛性的，大家都能认可的标准数据库，对企业的医疗AI产品进行验证。这样一个数据库中的数据必须是来源于全国各地的，而且包含各种性质的疾病，按照一定比例分布。最为关键的是，需要从全国招募接触过AI的医师，并按照一套设计好的标准方案培训后进行数据标记，以确保标记结果没有任何一家公司的痕迹，保证其公平性。

医师还应当成为质量控制和标准的制定者和执行者。比如制定图像采集和图像质量的标准，制定数据库建设的构成比例、病种分布、病灶类型等专家共识，并形成各单病种影像征象和描写术语以及AI模型数据标记专家共识。同时，目前也有越来越多的公司专注于成立标注中心，建立标注通用标准，采用交互式标注的方式提高标注的效率和质量，并为数据的质量制定标准化等级，但是怎样统一这些标注中心的数据标准也是急需解决的问题。

医学影像AI结构化数据服务及共享的现状

AI服务模式需要结合本地和云端来配合临床需求和医师的工作习惯，建立合理的服务模式：（1）当前云影像技术发展迅猛，其与AI技术的结合可以更好地为医疗机构、特别是基层医院提供图像传输、储存、辅助诊断的一揽子解决方案，有利于提高医疗机构的运转效率及诊断准确性；（2）在与现有工作流程结合方面，可以与RIS系统结合提供AI结构化报告，与PACS系统整合将AI分析报告综合使用，并在医师浏览图像时进行病变标注提示。

在数据共享机制方面，目前国内外数据共享模式是传统的中心化数据共享，就是各家把数据上传到云端，在云端由一个统一

的有公信力的管理者来负责数据的保护和分享。例如德国的MIRACUM Consortium是集中了9家大学附属医院、德国肿瘤研究中心等16家研究所、2家大学、1个连锁私立医院和4个州的医学数据建立的。国内像一些互联网公司和大数据公司将某一个地区的医院的PACS系统全部联网，数据全部上传到云端管理，也可以形成一个数据中心。

但是中心化的共享方式有很多问题。首先，把医院或者体检中心的原始数据全部上传的意义不大，因为这些非标注的非结构化数据是没有价值的，反而浪费了很多通讯和存储资源。而且对数据提供方存在隐私安全性低、价值体现不够等缺陷；对数据需求方也有数据质量无法保证、效率低等弊端。很多AI头部公司都是消耗巨大的人力财力从医院或者科研机构获取数据，数据从一个中心转移到另外一个中心，依然是一个个数据孤岛。这种方式对于医院和科研机构易导致共享数据失控。在技术发展迅速的时代，也开始有公司利用一些

04

临床应用

Clinical Applications

中国医学
影像AI产学研用创新联盟

WHITE PAPER
MEDICAL IMAGING AI
IN CHINA

6、超声AI

背景和产品研发现状

近年来，医学图像与AI的结合成为行业发展的热点，AI在超声领域的应用也受到行业的高度重视。随着AI技术的突破，超声产品的研发与应用将提升影像诊断的精准性，节约医疗资源及社会成本，缓解当前超声诊断技术的良莠不齐以及基层优秀医师缺乏等问题，支持国家分级诊疗战略。

相较于MR、CT和心电图等检查结果，超声影像大多是依靠医师采集的不同切面的动态图像进行诊断，对超声医师个人的操作技术水平要求比较高。远程医疗在很大程度上解决了优质医疗资源分布不平衡的问题，然而现阶段超声医学诊断尚不具备大规模远程医疗临床应用的条件。所以，通过辅助诊断系统帮助基层医师解决实时诊断的问题，可能是缓解基层医疗专家短缺的一种方法。近几年，人们对健康的关注，促使体检行业飞速发展。相较于CT、MRI等放射检查，健康人群或者亚健康人群将无创、无辐射的超声检查作为初步筛查的首选，这必将促使超声设备市场的蓬勃发展及超声诊断次数的不断增加，医师的工作压力也随之增加，辅助诊断系统的出现将缓解这一状况。

临床应用现状

据统计，参与超声产品研发的公司包括Bay Labs、德尚韵兴、三星等。面对超声这种动态的图像，每个公司在机器学习的基础上有自己的研发思路。

1.美国创业公司Bay Labs

美国创业公司Bay Labs用智能视频分析办法，能够对一个超声扫描视频进行细化研究，并且为用户建模，关注每一份超声资料的特殊性，使超声波成像技术在影像获取和编辑、病情分析的全过程都得到极大的简化。

2.中国创业公司德尚韵兴甲状腺结节良恶性的辅助诊断系统

依托于深度学习技术与前沿数学理论，利用数万多份有标注结果的超声影像样本以及文本信息进行训练。该辅助诊断系统目前部署多家医院试应用。大量数据表明，其准确率达到三甲医院副主任医师以上水平。2016年中央电视台《走近科学》栏目给予重点报道。2018年参加由国家卫健委主办的全国超声读片大赛，其准确率为90%，100家顶级医院的参赛选手平均成绩为74.46%。

3.三星医疗的乳腺病变分析系统

三星医疗的旗舰设备RS80A搭载的S-Detect功能就采用了深度学习算法实现乳腺病变分析，依靠对乳腺检查病例的大数据分析

中国医疗人工智能企业研发管线摘录

产品名称	研发进展	针对疾病/应用
阅片机器人	智能交互模块测试	心血管、脑肿瘤
阅片机器人	影像智能分析引擎调试	肝胆疾病、肝癌
阅片机器人	系统综合调试	PET-CT影像辅助诊断
阅片机器人	病程追踪，变化量化分析模型的临床测试	呼吸系统疾病
医学影像AI质控技术	研发中	针对CT影像检查中的质控进行AI监测
眼底视网膜	正在产品化	糖尿病视网膜眼底病变
颜面部疾病AI识别技术	研发中	针对常见面部的皮肤疾病的AI识别
血液循证组学项目		血液
消化内镜AI判定技术及AI判定设备	研发完成，前期成果已发布	常见几大类共计100多种消化道疾病
手术机器人	研发中	外科
手术规划	已完工	外科
手术导航	已完工	外科
神经影像平台	正在探索脑MRI影像2D 3D展示；多模态多病种脑结构embedding学习，用于拓展神经领域的影像数据处理能力；	脑卒中、脑胶质瘤、各类神经退行性疾病
神经科学知识图谱	相关疾病、用药、蛋白质信息收集中，未来用于神经领域的深度数据处理产品研发等；	各种神经类疾病
厦门市人工智能医疗AI中心		平台
人体解剖教育	已完工	外科
青光眼筛查	后期通过内测	青光眼/各级医疗机构
前列腺筛查(Prostate-Sight)	科研项目合作中	前列腺CT图像三维重建
膀胱癌早期筛查	科研项目合作中	膀胱细胞病理特征识别
脑卒中早筛与管理系统		中枢神经疾病
脑卒中筛查	中后期内测中	脑卒中风险预测/各级医疗机构
肋骨骨折筛查(Rib-Sight)	完成方案，即将产品化	肋骨骨折识别及定位
基于人工智能肺部小结节辅助诊断及肺癌诊疗辅助决策系统临床应用的数据平台建设	已在临床医院落地	肺癌
基于AI创新性产品	研发中	医院管理

中国医疗人工智能企业研发管线摘录

产品名称	研发进展	针对疾病/应用
肌电图波形稳定性判别软件	模型开发与测试	判断肌电图质量
黄斑病筛查		

05

产业化现状

Current Status of Commercialization

中国医学

影像AI产学研用创新联盟

WHITE PAPER
MEDICAL IMAGING AI
IN CHINA

06

政策、挑战与建议

Policies, Challenges and Suggestions

中国医学

影像AI产学研用创新联盟

WHITE PAPER
MEDICAL IMAGING AI
IN CHINA

政策建议

我国传统医疗模式存在很多问题，医改和“三医联动”一直在很艰难的推动，但随着AI医疗技术的发展、应用、普及将为这场变革提供了新的视角和动力。

1、出台引导政策，将AI医疗影像辅助诊断产品尽早纳入“医疗行业优先使用国产设备政策”

目前，中国AI影像辅助诊断技术的创新发展始终保持世界领先行列。以影像辅助诊断这一类别为例，大部分产品应用技术掌握在国内企业。AI医疗影像辅助诊断作为新一代医疗器械设备也应纳入“国产设备”的推广政策中，为民族AI医疗器械企业提供良好的运营环境和技术发展的平台，促进医疗影像专业学习采用“新”的诊疗手段，为改变传统就医模式和困难提供新的解决方案。

2、加强基层诊疗，搭建AI影像中心和实验室建设

国家卫健委一直在推行第三方独立影像中心的建立，AI技术的引入无疑将有效帮助提高基层医师的诊疗水平，缓解医疗资源不均衡的现象。建议国家以搭建AI技术+影像中心和实验室为试点，推动基层医疗服务建设，助力分级诊疗和医联体的影像数据互通互认。

3、将AI影像辅助诊断这一新技术使用明确纳入医院评分内容
AI医疗影像辅助诊断及及时纳入医院评分可以有效促进医院对新技术采用的动力，通过AI医疗影像深度学习能力的提高可以在短时间内提高就医质量，缓解医师重复性劳动，将有限的时间投入到新的领域研发，突破重病、大病、罕见病等病征的诊断瓶颈。

07

参考文献

References

中国医学
影像AI产学研用创新联盟

WHITE PAPER
MEDICAL IMAGING AI
IN CHINA

1、Shen, D., Wu, G., & Suk, H. I. (2017). Deep learning in medical image analysis. Annual review of biomedical engineering, 19, 221-248.

2、Nie, D., Trullo, R., Lian, J., Petitjean, C., Ruan, S., Wang, Q., & Shen, D. (2017, September). Medical image synthesis with context-aware generative adversarial networks. In International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (pp. 417-425). Springer, Cham.

3、Nie, D., Trullo, R., Lian, J., Wang, L., Petitjean, C., Ruan, S., ... & Shen, D. (2018). Medical Image Synthesis with Deep Convolutional Adversarial Networks. IEEE Transactions on Biomedical Engineering.

4、Zhang, W., Li, R., Deng, H., Wang, L., Lin, W., Ji, S., & Shen, D. (2015). Deep convolutional neural networks for multi-modality isointense infant brain image segmentation. NeuroImage, 108, 214-224.

5、Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 3431-3440).

6、Goyal, M., & Yap, M. H. (2017). Multi-class semantic segmentation of skin lesions via fully convolutional networks. arXiv preprint arXiv:1711.10449.

7、Tran, P. V. (2016). A fully convolutional neural network for cardiac segmentation in short-axis MRI. arXiv preprint arXiv:1604.00494.

8、Zhou, X., Ito, T., Takayama, R., Wang, S., Hara, T., & Fujita, H. (2016). Three-dimensional CT image segmentation by combining 2D fully convolutional network with 3D majority voting. In Deep Learning and Data Labeling for Medical Applications (pp. 111-120). Springer, Cham.

9、Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015, October). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention (pp. 234-241). Springer, Cham.

10、Drozdal, M., Vorontsov, E., Chartrand, G., Kadoury, S., & Pal, C. (2016). The importance of skip connections in biomedical image segmentation. In Deep Learning and Data Labeling for Medical Applications (pp. 179-187). Springer, Cham.

11、Poudel, R. P., Lamata, P., & Montana, G. (2016). Recurrent fully convolutional neural networks for multi-slice MRI cardiac segmentation. In Reconstruction, Segmentation, and Analysis of Medical Images (pp. 83-94). Springer, Cham.

12、Alom, M. Z., Hasan, M., Yakopcic, C., Taha, T. M., & Asari, V. K. (2018). Recurrent Residual Convolutional Neural Network based on U-Net (R2U-Net) for Medical Image Segmentation. arXiv preprint arXiv:1802.06955.

13、Çiçek, Ö., Abdulkadir, A., Lienkamp, S. S., Brox, T., & Ronneberger, O. (2016, October). 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation. In International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (pp. 424-432). Springer, Cham.

14、He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2014, September). Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition. In European conference on computer vision (pp.

27、Krebs, J., Mansi, T., Delingette, H., Zhang, L., Ghesu, F. C., Miao, S., ... & Kamen, A. (2017, September). Robust non-rigid registration through agent-based action learning. In International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (pp. 344-352). Springer, Cham.

28、Dalca, A. V., Balakrishnan, G., Guttag, J., & Sabuncu, M. R. (2018). Unsupervised Learning for Fast Probabilistic Diffeomorphic Registration. arXiv preprint arXiv:1805.04605.

29、de Vos, B. D., Berendsen, F. F., Viergever, M. A., Sokooti, H., Staring, M., & Išgum, I. (2019). A deep learning framework for unsupervised affine and deformable image registration. Medical image analysis, 52, 128-143.

30、Csurka, G., Dance, C., Fan, L., Willamowski, J., & Bray, C. (2004, May). Visual categorization with bags of keypoints. In Workshop on statistical learning in computer vision, ECCV (Vol. 1, No. 1-22, pp. 1-2).

31、Wang, Y. X., & Hebert, M. (2016, October). Learning to learn: Model regression networks for easy small sample learning. In European Conference on Computer Vision (pp. 616-634). Springer, Cham.

32、Vinyals, O., Blundell, C., Lillicrap, T., & Wierstra, D. (2016). Matching networks for one shot learning. In Advances in neural information processing systems (pp. 3630-3638).

33、Ravi, S., & Larochelle, H. (2016). Optimization as a model for few-shot learning.

34、Sung, F., Yang, Y., Zhang, L., Xiang, T., Torr, P. H., & Hospedales, T. M. (2018). Learning to compare: Relation network for few-shot learning. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1199-1208).

35、Kirkpatrick, J., Pascanu, R., Rabinowitz, N., Veness, J., Desjardins, G., Rusu, A. A., ... & Hassabis, D. (2017). Overcoming catastrophic forgetting in neural networks. Proceedings of the national academy of sciences, 201611835.

36、Li, Z., & Hoiem, D. (2018). Learning without forgetting. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 40(12), 2935-2947.

37、Zhang, W., Gupta, S., Lian, X., & Liu, J. (2015). Staleness-aware async-sgd for distributed deep learning. arXiv preprint arXiv:1511.05950.

38、Su, H., & Chen, H. (2015). Experiments on parallel training of deep neural network using model averaging. arXiv preprint arXiv:1507.01239.

39、Dluhoš, P., Schwarz, D., Cahn, W., van Haren, N., Kahn, R., Španiel, F., ... & Schnack, H. (2017). Multi-center machine learning in imaging psychiatry: A meta-model approach. Neuroimage, 155, 10-24.

40、Chang, K., Balachandar, N., Lam, C., Yi, D., Brown, J., Beers, A., ... & Kalpathy-Cramer, J. (2018). Distributed deep learning networks among institutions for medical imaging. Journal of the American Medical Informatics Association.

41、

中 国 医 学 影 像

A I 产 学 研 用 创 新 联 盟

