# 利用GAN进行超声图像高质量重建

### 文献综述

##### 国际AI+医疗，医学影像政策综述

国家科学技术委员会是美国人工智能政策的推动机构，2017年12月，NSTC设立的医学成像跨部门工作组（IWGMI）发布了《医学成像研发路线图》，其主题为“推进高价值（high-value）影像学”，旨在通过医学成像技术获得更好的医疗卫生成效，并降低医疗保健支出。该路线图确定了指导未来美国医学成像技术研发的4个目标：

1. 标准化图像的采集与存储。
2. 加强先进计算与机器学习方法的应用。
3. 加快新型高价值成像技术的开发与转化。
4. 推动医疗成像技术的最佳实践方式。

该路线图为每个目标确定了三条发展建议，总共12条发展建议，包括但不限于：制定并推广收集，注释和归档临床成像数据的标准；建立一个基础设施，为临床成像数据提供验证和质量保证；建立公私合作论坛，协调人工智能和医学影像社区的工作和兴趣。美国对医学数据的立法基本完善，从1991年开始便发布了电子病历研究报告，随后美国政府、学术界、医学界陆续出台了一些政策、报告和技术标准，推动电子病历的发展。而我国的医疗数据虽然体量很大，但是没有详细的法律规定这些医疗数据的归属权、使用权、存储权、交易权利。我国在《新一代人工智能发展规划》中指出，国家会在2025年之前形成初步的法律规范，规范医疗数据的各项权利。

2017年9月，德国国家科学与工程院（acatech）发布意见书：《通过医学技术迈向个体化医疗》。此意见书明确了个体化医疗的4项关键技术：①通过医学影像技术和体外诊断技术实现基于生物标志物的疾病（风险）分层。②通过影像导引、计算机和机器人辅助系统增强手术精准性。③订制假肢和植入物相关技术。④集成和智能化应用科研和病例数据。新意见书还提出要解决广泛的伦理问题，保障医疗数据安全。最后，此意见书从基本需求、创新需求、组织需求以及公共信息和其他的伴随需求等4个方面提出了发展个体化医疗的相关建议。

为加速个性化医学实践，2016年11月，欧盟委员会（EC）联合了来自28个国家、5个地区的健康研究资助和政策制定机构成立了国际个性化医学联盟（ICPerMed）[1]。2017年3月22日，ICPerMed正式发布个性化医学行动计划。该计划提出了个性化医学行动计划的22个研究方向，在生物大数据上有8个，包括开展保障数据质量、完整性和有效性的研究；个性化医学中的数据标准化研究。该计划还提出了8个支持举措，其中包括开发高质量、可持续的个性化医学数据库。

##### 中国AI+医疗，医学影像政策综述

国务院在2015年发布的《中国制造2025》，是我国实施制造强国战略第一个十年的行动纲领，大力推动重点领域突破发展作为其中的9项战略任务和重点之一，明确提出了要重点发展影像设备、医用机器人等高性能诊疗设备，这为医疗影像的发展提供了硬件上的政策保障。此外，国务院早在2013年印发的《关于促进健康服务业发展的若干意见》中，就提出要大力发展第三方服务，包括引导发展专业的医学检验中心和影像中心。接着在2015年，国务院发布了《全国医疗卫生服务体系规划纲要（2015—2020年）》，再次强调要支持发展专业的医学检验机构和影像机构，建立区域医学影像中心，提高基层医学影像服务能力。另一方面，国务院在2015年发布的《关于促进社会办医加快发展的若干政策措施》和《关于推进分级诊疗制度建设的指导意见》共同强调了要整合推进区域医疗资源共享，在探索设置独立的区域医学检验机构和医学影像检查机构的同时，鼓励同级医疗机构间以及医疗机构与独立检查检验机构间实现医学影像、医学检验等结果互认。在2016年，国家卫生计生委发布了《关于印发医学影像诊断中心基本标准和管理规范（试行）的通知》，为贯彻落实《国务院关于促进健康服务业发展的若干意见》和《国务院办公厅关于推进分级诊疗制度建设的指导意见》等相关文件要求，国家卫生计生委组织制定了《医学影像诊断中心基本标准（试行）》和《医学影像诊断中心管理规范（试行）》，规范了医学影像诊断中心的设置工作，进一步完善医疗服务体系，推进区域医疗资源共享。

医疗联合体，简称医联体，是由一所三级医院，联合一定区域范围内的二级医院和社区卫生服务机构所组成的。开展医疗体建设，是整合区域内医疗资源，提升基层医疗服务能力，完善医疗服务体系的重要举措，是推动建立合理有序分级诊疗模式的重要内容。在2016年年底，国家卫生计生委发布了《关于开展医疗联合体建设试点工作的指导意见》，提出要以医联体为载体推进分级诊疗，医联体内依托牵头单位建立医学影像中心等，为医联体内各医疗机构提供一体化服务。此后在2017年年底，国家卫生计生委和国家中医药局联合发布了《进一步改善医疗服务行动计划（2018-2020年）》，该计划提出要巩固切实有效举措，形成医院工作制度。这其中包括：一，远程医疗制度。全国所有医联体实现远程医疗全覆盖。医联体牵头医院建立远程医疗中心，向医联体内医疗机构提供远程会诊、远程影像、远程超声、远程心电、远程病理、远程查房、远程监护、远程培训等服务；二，检查检验结果互认制度。各地实现医学检验、医学影像、病理等专业医疗质量控制全覆盖。医联体内实现医学影像、医学检验、病理检查等资料和信息共享，实行检查检验结果互认。

2017年底，来自中国产业信息网的《中国AI+医学影像行业未来发展趋势分析》一文中指出，国家政策高度支持医学影像行业以及“AI+医疗”的发展，接下来，预计国家将在《新一代人工智能发展规划》等产业指导性文件的基础上，出台一批具体的产业推进措施，针对“AI+医学影像”行业的具体扶植政策也有望适时推出，促进人工智能在医学影像领域的应用与发展。截止至目前，针对“AI+医学影像”行业的具体扶植政策仍未推出，仅可在“AI+医疗”的相关政策文件中找到相关描述。

2017年7月8号，国务院颁发了《新一代人工智能发展规划》，人工智能上升为国家战略。作为重点任务之一，建设安全便捷的智能社会需要发展便捷高效的智能服务，其中就包括智能医疗。该规划指出，要推广应用人工智能治疗新模式新手段，建立快速精准的智能医疗体系。探索智慧医院建设，开发人机协同的手术机器人、智能诊疗助手，研发柔性可穿戴、生物兼容的生理监测系统，研发人机协同临床智能诊疗方案，实现智能影像识别、病理分型和智能多学科会诊。基于人工智能开展大规模基因组识别、蛋白组学、代谢组学等研究和新药研发，推进医药监管智能化。加强流行病智能监测和防控。

2017年12月14日，工业和信息化部印发了《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划（2018-2020年）》，该计划从推动产业发展角度出发，结合“中国制造2025”，对《新一代人工智能发展规划》相关任务进行了细化和落实。该计划提出要培育智能产品，着重在包括医疗影像辅助诊断系统等八个领域率先取得突破。推动医学影像数据采集标准化与规范化，支持脑、肺、眼、骨、心脑血管、乳腺等典型疾病领域的医学影像辅助诊断技术研发，加快医疗影像辅助诊断系统的产品化及临床辅助应用。到2020年，国内先进的多模态医学影像辅助诊断系统对以上典型疾病的检出率超过95%，假阴性率低于1%，假阳性率低于5%。

[[1]](#footnote-0)互联网医疗健康产业联盟在2018年1月颁布了《医疗人工智能技术与应用白皮书》，梳理和研究了国际、国内医疗人工智能的发展状况，总结了医疗人工智能行业及基础设施领域国内外的技术发展特点和趋势，分析了我国医疗人工智能产业面临的政策环境。从市场规模及发展趋势来看，据统计，到 2025 年人工智能应用市场总值将达到 1270 亿美元，其中医疗行业将占市场规模的五分之一。投资方面，据 IDC 发布报告的数据显示，全球范围内针对医疗人工智能行业的投资呈现逐年增长的趋势，如下图所示。



国内科技巨头纷纷开始在医疗人工智能领域布局，各家公司均投入大量资金与资源，但各自的发展重点与发展策略并不相同。例如，阿里健康与浙江大学医学院附属第一医院、浙江大学第二附属医院等医院、上海交通大学医学院附属新华医院以及第三方医学影像中心建立了合作伙伴关系，重点打造医学影像智能诊断平台，提供三维影像重建、远程智能诊断等服务。此外，阿里云联合英特尔、零氪科技联合举办了天池医疗 AI 大赛。2017 年 11 月，在“2017 腾讯全球合作伙伴大会”上腾讯宣布了自己的“AI 生态计划”，旨在开放AI 技术，并结合资本机构孵化医疗 AI 创业项目。 2017 年 4 月，腾讯向碳云智能投资 1.5 亿美元。碳云智能由原华大基因 CEO 王俊牵头组建，致力于建立人工智能的内核模型，并对健康风险进行预警、进行精准诊疗和个性化医疗。在产品研发方面，腾讯在 2017 年 8 月推出了自己首个应用在医学领域的 AI 产品腾讯觅影。在国际上权威的肺结节检测比赛 LUNA 中，中国企业参赛队伍阿里云 ET 和科大讯飞均取得了优异的成绩。科大讯飞医学影像团队以92.3%的召回率刷新了世界记录。

该白皮书同时指出了我国在智能医疗上面临的问题和挑战。第一，数据是行业发展的瓶颈，积累与创新是解决问题的关键。对于医疗人工智能而言，数据的重要性更为明显。以医疗影像辅助诊断公司为例，企业训练模型的数据来源通常是公开数据集，或者企业与个别医院合作获取的影像数据。这种模式在企业创业初期可以维持，但是当企业发展到一定阶段时弊端会开始出现。CT设备机型多，病人受检测时的姿势也不同，这些都会对模型训练产生影响。第二，医疗 AI 产品需要实现从试验向临床应用的突破，但实际临床应用的场景是非常复杂的，比如进行数据采样时，图像质量往往达不到筛查的要求；数据格式不一致；需要实现多模态的诊断体系。第三，加深合作，可持续的商业模式亟待建立。医疗人工智能企业与政府、医院开展合作，向医疗机构提供服务或是解决方案之一。第四，明确医疗责任主体，划清权责范围。未来，应进一步明确针对 AI 诊断进入临床应用的法律标准，做出 AI 诊断的主体在法律上是医生还是医疗器械，AI 诊断出现缺陷或医疗过失的判断依据等问题。第五，制定人才培养计划，抢占战略制高点。相比于数据资源较为充足，我国的人工智能人才储备较发达国家差距较大。基于此背景，我国高度重视人工智能培养，并制定《新一代人工智能发展规划》国家战略，指出要把高端人才队伍建设作为人工智能发展的重中之重。2017 年 11 月，科技部在京召开新一代人工智能发展规划暨重大科技项目启动会，科技部、发改委、财政部等联合成立人工智能规划推进办公室，宣布首批四个专项开放创新平台的依托单位，其中包括依托腾讯公司建设医疗影像国家人工智能开放创新平台。我国现已通过建设国家级开放平台集聚高端人才，通过鼓励深度交叉学科研究，推进产学研合作的新模式加速人才培养。

##### 超分辨率重建和GAN成像

在记录一张图像时，往往会因为成像系统本身的特性而导致空间分辨率的损失，比如光学扭曲，模糊和噪声。通过改进光学硬件比如传感器，可以提高图像分辨率，但是这种办法的代价高，且制作工艺难以改进，因此，使用信号处理技术来从低分辨率图像中获得高分辨率图像成为了研究热点，这种方法被称为超分辨率重建。

超分辨率重建中的一个重要概念叫做降质模型，它描述了自然界中的高分辨率图像转换成人眼观测到的低分辨率图像的整个过程，即高分辨率图像成像逆过程，为图像超分辨率技术提供了坚实的理论基础。该模型认为，低分辨率图像的形成过程主要由以下三个因素共同影响：运动变换、成像模糊和降采样。

根据重建算法的不同，超分辨率重建技术可分为以下三种：

1. 基于插值的超分辨率重建。此方法是最为直观的一种方法，它通过利用已有的像素点信息，拟合未知的像素点，从而达到提高分辨率的目的。Ur和Gross[1]提出了一种不均匀插值的方法，从一组空间上移位的低分辨率图像中获取一张高分辨率图像。该方法包括三个步骤：配准，插值和恢复。配准指的是运动信息的估计，不均匀插值用来从非均匀间隔的低分辨率图像中获得均匀间隔的高分辨率图像，恢复指的是移除模糊和噪声。该方法利用了Papoulis和Brown的广义多通道采样定理，而其中的线性通道对应于产生低分辨率图像（通过模糊和移位）的过程以及重建过程。Hardie等人[2]利用基于梯度的配准算法来估计所采集帧之间的偏移，并使用加权最近邻插值方法来产生一张高分辨率图像，最后使用维纳滤波来减少系统引起的模糊和噪声的影响。基于插值的方法的优点在于计算负载比较低，适合用在实时应用中。但是在这种方法中，考虑到的降质模型有限，仅仅适用于当整组低分辨率图像的模糊和噪声特性相同时，另外此方法也不能保证最优的重建算法，因为在图像恢复时忽略了插值阶段可能发生的错误。

基于重构的超分辨率重建。多图像（或经典）超分辨率算法主要是基于重构的算法，即它们试图通过模拟图像形成模型来解决由于欠采样过程而在观察到的低分辨率图像中存在的混叠伪像。此类算法从图像的降质模型出发，假定高分辨率图像是经过了适当的运动变换、模糊及噪声才得到低分辨率图像。这种方法通过提取低分辨率图像中的关键信息，并结合对未知的超分辨率图像的先验知识来约束超分辨率图像的生成。

迭代反投影法。MICHAL IRANI等人[3]从对目标高分辨率图像最初的假设出发，迭代地对此假设进行细化。这个最初的假设可以是整组低分辨率图像的平均。通过在固定的更精细网格上配准所有低分辨率图像来计算平均图像，精细网格中的每个高分辨率像素为堆叠在其上的所有低分辨率像素的平均值。之后通过不断模拟一组低分辨率图像，使得它们越来越接近观测到的那组低分辨率图像，计算得到两组图像的差异图像，将差异图像的每一个像素值反向投影到最初的假设即目标高分辨率图像中对应的感受野，以此来更新目标高分辨率图像。整个过程迭代进行，不断减少两组低分辨率图像之间的差异。

上述迭代反投影法的主要问题是最终迭代的响应可能收敛到一个解决方案，也可能在几个可行的解决方案之间振荡。这可以通过结合对未知的超分辨率图像的先验知识来约束超分辨率图像的生成。这是通过对进行优化的损失函数增加一个正则项来实现的，正则化项利用关于期望的高分辨率解决方案的一些先验信息来补偿丢失的测量信息。Sina Farsiu等人[4]使用了总变差方法（TV）作为正则化方法，并结合双边滤波器，提出了一种强大的正则化器，称为双边TV，它实现起来计算成本低，并且在重建的过程中保留了边。

凸集投影法。每张低分辨率图像都为目标高分辨率图像加上了一个先验知识，这个先验知识由一个闭凸集表示，因此K张低分辨率图像就对应有K个凸集。在迭代更新目标高分辨率图像时，都将本轮迭代的目标图像投影到每一张低分辨率图像的凸集上，投影之后的结果即是本轮更新之后的目标图像。如果一些LR图像遭受部分遮挡，或者如果他们的运动矢量估计不准确，则目标高分辨率图像将是错误的。P. Erhan Eren等人[5]使用凸集投影法，并采用有效性图和（或）分割图来解决上述问题。有效性图禁用基于具有不准确运动信息的观测的投影，以便在存在运动估计误差的情况下进行鲁棒的重建; 而分割图使得基于对象的处理成为可能，其中可以利用更精确的运动模型来改善重建图像的质量。

1. 基于学习的超分辨率重建。

以上介绍的两种算法，基于插值的和基于重构的，解决的都是多图超分辨率问题（MISR），即利用低分辨率图像序列（视频）还原一张高分辨率图像。基于多图像的超分辨率算法的准确性高度依赖于低分辨率观测图像之间运动的估计精度，但是运动估计在实际应用中变得更不稳定，因为同一场景中的不同对象可具有不同且复杂的运动，在这种情况下，基于单图像的超分辨率算法可能会取得更好的结果。针对单图超分辨率问题（SISR），基于学习的超分辨率重建算法取得了很好的成果。基于学习的方法是利用大量的训练数据，从中学习低分辨率图像和高分辨率图像之间某种对应关系，然后根据学习到的映射关系来预测低分辨率图像所对应的高分辨率图像，从而实现图像的超分辨率重建过程。

稀疏编码。稀疏信号表示（sparse signal representation）表明高分辨率信号之间的线性关系可以从它们的低分辨率投影中恢复，那么高分辨率图像也可以由低分辨率图像恢复。综合使用双字典学习和信号的稀疏表示，可以重建出高分辨率图像。杨建超老师[6]在2010年发表的”Image Super-Resolution Via Sparse Representation”一文中提出，图像可以表示为过完备字典中元素的稀疏线性组合，通过联合训练高分辨率图像块的字典和低分辨率图像块的字典，我们可以加强相对于它们各自的字典的低分辨率和高分辨率图像块对之间稀疏表示的相似性。这样，低分辨率图像的每个图像块在一个低分辨率超完备字典上的一组稀疏表示系数可以直接用在给定的高分辨率超完备字典上进行高分辨率图像重建。此方法的性能优秀，产生的高分辨率图像具有清晰的边和清晰的纹理，并且由于稀疏表示对于噪声的鲁棒性，此方法对噪声的鲁棒性更强。

深度学习方法。深度学习利用多层非线性变换提取数据的高层抽象特征。利用深度学习方法进行超分辨率重建的主要思想是用具有合适泛化能力的样本数据对深层神经网络进行训练，学习低分辨率图像跟与之对应的高分辨率图像之间的关系，从而进行重建。2014年，董超等人[7]首次将深度学习应用到图像超分辨率重建领域，他们使用一个三层的卷积神经网络学习低分辨率图像与高分辨率图像之间的映射关系，此模型被称为SRCNN。作者简单说明了传统的基于稀疏编码的超分辨率重建方法可以看成一种深度CNN结构。作者利用了一个CNN结构来进行超分辨率重建的三个重要步骤：块提取和表示，非线性映射，重建。此网络结构虽然简单，但相比当前最先进的方法其准确率更高；由于层数少，此方法的运行速度块；此网络结构是端到端的，仅有少量的预处理和后处理。可以通过采用更多的隐含层和不同的训练策略来提高性能。

2016年，董超等人[8]继续对之前提出来的SRCNN模型进行改进。首先，在非线性映射层，作者使用了更大的过滤器，增加更多的非线性映射层加深网络结构；接着，作者将此CNN模型进行扩展，使之适用于同时处理三颜色通道，并且从实验上证实了其效果优于单通道网络；论文中进行了更多的理论分析，详细从数学上介绍了块提取和表示，非线性映射，重建其实都是卷积的过程；此外，论文中还将本模型与许多其它的模型进行对比，说明了本模型在不同衡量标准下都有优异的性能。

同样在2016年，施闻哲等人[9]提出了一种新的CNN结构：先用CNN从低分辨率图像上提取特征，再用亚像素卷积层得到目标高分辨率图像，称之为ESPCN。本方法能够实时地处理图像和视频的超分辨率重建。他们认为，之前的基于DNN的超分辨率重建方法都需要在重建之前将低分辨率图像利用双立方插值等方法将其放大至目标高分辨率图像的大小，这会增加计算的复杂性。因此在本文中，作者通过一个有效的亚像素卷积层训练学习一组放大过滤器，使用这组过滤器来将最后的低分辨率特征图放大成高分辨率图像。这大大减少了计算复杂性，降低计算量提高速度。

2017年，来自推特公司的Christian Ledig等人[10]将流行的GAN结构用在超分辨率重建上，称之为SRGAN。先前许多利用CNN进行超分辨率重建的网络模型都采用均方误差（MSE）作为优化目标，但是MSE并不能很好地恢复纹理细节，导致最终生成的高分辨率图像过于平滑。作者提出了一种感知损失函数，由adversarial loss和content loss加权组成，其实就是分别利用了GAN的鉴别器网络和生成器网络。值得一提的是，本模型的生成器网络吸收了几篇优秀论文的方法，其中就包括ESPCN的亚像素卷积层。本方法最终得到的高分辨率图像具有逼真的纹理。作者进行了MOS实验，实验表明本方法得到的高分辨率图像具有更高的感知质量。

2014年，Ian J. Goodfellow等人[11]创造了生成式对抗网络（GAN），加入了一个对抗的过程来提高生成器的生成能力。GAN由两个模型组成：生成器模型和鉴别器模型，两个模型同时训练，生成器模型负责捕捉数据的分布，鉴别器模型估计一个样本来自训练数据而不是生成器的概率。作者提出了一个训练算法，并证明了该算法的收敛性。此原始GAN的缺点主要有三个方面：难以收敛，难以训练，包括梯度消失和模式崩溃，模型过于自由不可控。

由于GAN的不稳定性，并且训练时需要大量的技巧，在2016年，Radford等人[12]提出了GAN架构的升级版，称之为DCGAN模型，该模型在大多数情况下比较稳定，文中提出了稳定GAN的一些架构指导原则，在对GAN进行优化设计时遵循这些原则便可以使得GAN较为稳定。这些指导原则如下：

1.在鉴别器中用带步长的卷积代替池化，在生成器中用反卷积代替池化。

2.在鉴别器和生成器中均使用Batch Normalization。

3.为了能设计更深的网络结构，去除全连接隐藏层。

4.在生成器中除了输出层之外全部使用ReLU激活函数，输出层使用Tanh激活函数。

5.在鉴别器中所有层均使用LeakyReLU激活函数。

GAN的发展很快，有很多的变体。针对模型过于自由不可控的问题，Mehdi Mirza和Simon Osindero[13]提出了条件生成对抗网络CGAN，能够提高生成图像的质量，明确控制图像的某些方面。原始 GAN 采用的是 JS 散度来衡量两个分布之间的距离，Sebastian Nowozin等人[14]提出的f-GAN给出了通过一般的f散度来构造一般的GAN的方案，它一般化的囊括了很多GAN变种（包括原始GAN），并且可以启发我们快速地构建新的GAN变种。在所有基于f-GAN的GAN中，毛旭东等人[15]提出的LSGAN简单而且性能好，因此是最常用的。使用Wasserstein距离替换散度，理论上可以解决梯度消失问题。Martin Arjovsky等人[16]提出的WGAN既彻底解决了训练不稳定的问题，基本解决了模式崩溃的问题，也提供了一个可靠的训练进程指标，而且该指标确实与生成样本的质量高度相关。GAN的应用也非常多，作为无监督学习的代表，GAN同样也可以用在生成领域，半监督学习领域以及强化学习领域。SRGAN[10]用于超分辨率重建。Phillip Isola等人[17]将CGAN用于图像转换。Tim Salimans等人[18]将SSL-GAN用于半监督学习领域。Yuan Xue等人[19]尝试将SegAN用于医学图像分割。

Yongjun Hong等人[20]发表了一篇最新的GANs综述论文，从各个角度探讨GAN的细节，还解释了GAN如何运作以及最近提出的各种目标函数的基本含义，介绍了适用于各种任务和其他领域的GAN变体。David Bau等人[21]提出了一个分析框架来在不同的抽象级别上可视化和理解GAN，此项工作为理解GAN的内部表示第一次提供了系统分析。Chaoyue Wang等人[22]提出了基于进化算法的替代GAN框架（E-GAN），与现有的GAN采用预定义的对抗性目标函数交替训练生成器和鉴别器不同，作者利用不同的对抗训练目标作为变异操作，并演化出一群适应鉴别器环境的生成器，还利用评估机制来测量生成样本的质量和多样性，以便仅保留性能良好的生成器并用于进一步训练。E-GAN减少了训练难度，提高了生成器的性能，实验证明E-GAN提高了GAN模型的稳定性，在许多图像生成任务上性能优异。

### 参考文献

1. H.Ur and D.Gross, “Improved resolution from sub-pixel shifted pictures,” CVGIP: Graphical Models and Image Processing, vol. 54, pp. 181-186, Mar. 1992.
2. M.S. Alam, J.G. Bognar, R.C. Hardie, and B.J. Yasuda, “Infrared image registration and high-resolution reconstruction using multiple translationally shifted aliased video frames,” IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 49, pp. 915-923, Oct. 2000.
3. Irani, M., Peleg, S.: Super-resolution from image sequences. In: Proceedings of IEEE International Conference on Pattern Recognition, USA, pp. 115–120 (1990).
4. Farsiu, S., Robinson, D., Elad, M., Milanfar, P.: Fast and robust super-resolution. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Spain 2, 291–294 (2003)
5. Eren, P.E., Sezan, M.I., Tekalp, A.M.: Robust object-based highresolution image reconstruction from low-resolution video. IEEE Trans. Image Process. 6(10), 1446–1451 (1997)
6. Yang, J., Wright, J., Huang, T., Ma, Y.: Image super-resolution via sparse representation. TIP (2010)
7. C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang, “Learning a deep convolutional network for image super-resolution,” in Proc. Eur. Conf. Comput. Vis., 2014, pp. 184–199.
8. C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang. Image super-resolution using deep convolutional networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 38(2):295–307, 2016.
9. W. Shi, J. Caballero, F. Huszar, J. Totz, A. P. Aitken, R. Bishop, D. Rueckert, and Z. Wang. Real-Time Single Image and Video Super-Resolution Using an Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 1874–1883, 2016.
10. C. Ledig, L. Theis, F. Huszar, J. Caballero, A. Cunningham, A. Acosta, A. Aitken, A. Tejani, J. Totz, Z. Wang, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. arXiv preprint arXiv:1609.04802, 2016.
11. I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio. Generative adversarial nets. In Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), pages 2672–2680, 2014.
12. Alec Radford, Luke Metz, and Soumith Chintala. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1511.06434, 2015.
13. Mehdi Mirza and Simon Osindero. Conditional generative adversarial nets. arXiv preprint arXiv:1411.1784, 2014.
14. Sebastian Nowozin, Botond Cseke, and Ryota Tomioka. f-gan: Training generative neural samplers using variational divergence minimization. In Advances in Neural Information Processing Systems, pages 271–279, 2016.
15. Xudong Mao, Qing Li, Haoran Xie, Raymond YK Lau, Zhen Wang, and Stephen Paul Smolley. Least squares generative adversarial networks. arXiv preprint ArXiv:1611.04076, 2016.
16. Martin Arjovsky, Soumith Chintala, and Léon Bottou. Wasserstein gan. arXiv preprint arXiv:1701.07875, 2017.
17. Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, and Alexei A Efros. Image-to-image translation with conditional adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1611.07004, 2016.
18. Tim Salimans, Ian Goodfellow, Wojciech Zaremba, Vicki Cheung, Alec Radford, and Xi Chen. Improved techniques for training gans. In Advances in Neural Information Processing Systems, pages 2234–2242, 2016.
19. Yuan Xue, Tao Xu, Han Zhang, Rodney Long, and Xiaolei Huang. Segan: Adversarial network with multi-scale l\_1 loss for medical image segmentation. arXiv preprint arXiv:1706.01805, 2017.
20. Y. Hong, U. Hwang, J. Yoo, "How Generative Adversarial Networks and Its Variants Work: An Overview of GAN", [online] Available: https://arxiv.org/abs/1711.05914v6.
21. David Bau, Jun-Yan Zhu, Hendrik Strobelt, Bolei Zhou, Joshua B. Tenenbaum, William T. Freeman, Antonio Torralba, GAN Dissection: Visualizing and Understanding Generative Adversarial Networks, 2018, [online] Available: https://arxiv.org/abs/1811.10597
22. C. Wang, C. Xu, X. Yao, D. Tao, Evolutionary generative adversarial networks, 2018, [online] Available: https://arxiv.org/abs/1803.00657.

1. 下面三段话的来源：互联网医疗健康产业联盟 [↑](#footnote-ref-0)