

研究生课程考试成绩单
(试卷封面)

院 系	计算机科学与技术学院	专业	电子信息		
学生姓名	邹刘文	学号	212099		
课程名称	信号与图像处理新进展				
授课时间	2022 年 5 月至 2022 年 6 月	周 学 时	2	学 分	1
简 要 评 语					
考核论题	AI 在超声医学图像处理中的应用综述				
总评成绩 (含平时成绩)					
备注					

任课教师签名：_____

日期：

- 注：1. 以论文或大作业为考核方式的课程必须填此表，综合考试可不填。“简要评语”栏缺填无效。
2. 任课教师填写后与试卷一起送院系研究生秘书处。
3. 学位课总评成绩以百分制计分。

目录

1. 研究背景.....	3
1.1 超声成像的定义及其原理.....	3
1.2 超声成像的注意事项.....	3
1.3 超声成像的类别.....	4
1.4 超声图像的优缺点总结 ^[4]	4
2. AI 在超声图像处理方面的研究概述.....	5
2.1 AI 应用于超声的意义.....	5
2.2 AI 应用于超声的难点.....	5
2.3 AI 应用于超声的现状.....	6
3. AI 应用于超声图像处理的具体技术.....	6
3.1 超声图像增强.....	7
3.2 超声图像分割.....	8
3.3 超声图像分类.....	9
3.4 其他任务.....	10
4. 综述总结.....	10
5. 参考文献.....	10

1. 研究背景

1.1 超声成像的定义及其原理

在百度百科当中^[1]，超声成像被解释为是一门声、医、光及电子相结合的交叉学科。其利用超声光束对人体组织进行扫描来得到图像，在眼科、妇产科、心血管系统、消化系统、泌尿系统等都有着广泛的应用，包括确定器官或者病灶的方位、形态、大小、区域，对孕妇肚子中的胎儿做健康筛查，以及获悉部分腺体的解剖学结构。

超声成像的原理依据^[2]可以详细总结如下。声波按照频率可以划分为三段：低于 20Hz 的被称作次声，象群之间可以通过次声来进行交流；20Hz 到 20,000Hz 的则是人类可听见的声段范围；大于 20,000Hz 才是通常意义上的超声，而用于医学成像的超声频率在约 200 万 Hz 至 2000 万 Hz(2-20MHz)之间。超声波的产生和接收会利用到“压电晶体”这种特殊材料的特殊性质，即在施加电压时膨胀、撤去电压时收缩：当我们以一定的频率地对其快速施加和撤除电压就会产生超声波；利用晶体压缩时产生的电压来测量撞击物体后超声波的强度；只使用一个压电晶体就能实现生成与接收的功能，但是实践中超声波探头是由大量的压电晶体组成的。超声波穿过人体时，一部分会被身体组织吸收而衰减，一部分会因为物质间声阻抗的不同而发生折射，一部分会产生漫反射或者镜面反射，只有反射回的这些部分才能被机器捕捉到从而成像。超声成像的过程受到蝙蝠定位周围物体的启示。

1.2 超声成像的注意事项

超声成像过程中一定需要控制好超声频率这个关键参数。超声频率越高，对应的波长会越短，成像的分辨率会越高；但是超声频率越高，衰减得就越快，能够穿透的物体深度就越短，这样就容易出现需要观察的组织完全没有任何超声波抵达。所以需要有一个合理的中间频率值，在保证穿过足够的深度到达感兴趣部位的前提下尽可能减小频率，以产生高质量的图像。

超声成像过程中会出现多普勒效应。当固定超声波探头时，若物体向探头靠近，物体与探头之间的声波会被压缩，波长变短，频率会增加；若物体向探头远

离，物体与探头之间的声波会被拉长，波长变长，频率会减小。频率增加或者减少的幅度与靠近或者远离的相对速度有关，与距离无关，速度越快，频率变化幅度越大。

超声波成像对空气很敏感^[2]，若在生物组织的外表面含有小气泡，则超声波就会被反射走，而不会穿透皮肤；超声波在液体中非常易于传播，通常可以在探头和组织表皮之间放置一层粘稠的液体（耦合剂）增加超声波的通过性。

1.3 超声成像的类别

超声成像按照成像模式可以分为五类^[3]。第一类是 A 型超声诊断法，又叫做超声示波诊断法，其会针对组织的不同表面产生不同幅度的波，测量界面距离、脏器径值以及鉴别病变的物理性质，结果比较准确，为最早兴起和使用的超声诊断法，目前已多被其他方法取代；第二类是 B 型超声诊断法，又叫做二维超声显像诊断法，其将回声信号以光点的形式显示出来，回声强则光点亮，回声弱则光点暗，按成像速度可分为慢速成像法和快速成像法，扫查方式包括手控、机械和电子等；第三类是超声光点扫描法，其在辉度调制型中加入慢扫描锯齿波，使回声光点从左向右自行移动扫描，故也称 M 超声诊断法，是 B 型超声中的一种特殊的方式；第四类是超声频移诊断法，即 D 型超声诊断法，应用多普勒效应原理；第五类是三维超声诊断法，即显示出超声的立体图像，目前应用的仪器多为在二维图像的基础上利用计算机进行三维重建。

1.4 超声图像的优缺点总结^[4]

超声图像的优点包括：成像速度快，可以实时地对运动的脏器进行观察，十分适用于心脏，大血管及胆囊的显示和测量；超声波是一种机械波，无电离辐射，所以比较安全；价格低廉且准确性较高，可连续动态及重复扫描，是实质脏器及含液器官的首选方法，对于缓解病人的经济压力有重要意义。

超声图像的缺点包括：超声诊断的准确性受操作者的经验、检查技巧和认真程度影响，也就是主观因素会有所干扰；会受到气体与骨骼的阻碍而产生全反射，不适合于含气脏器如肺、消化道及骨骼的检查，此外若患者过于肥胖则超声可能会无法穿透脂肪导致成像结构发生畸形变化；病变显示不如 MRI 和 CT 清晰，所以检查囊肿或者硬化时还需要其他检查。

与 MRI 和 CT 的区别：MRI 对于疾病的早期诊断敏感，可以早于同位素、CT、超声等其他检查来捕捉到病变早期的生物化学变化，同时可以进行多平面的全方位成像，没有骨骼伪影的干扰，但是其价格昂贵，成像复杂，不适合于急诊或者重症场景，不能进行定量分析，不适合怀孕病例；CT 利用射线进行计算机断层扫描，包括 X 射线 CT、超声 CT、 γ 射线 CT，其密度分辨率高，相对便宜与安全，适合于急诊检查，但 X 射线辐射量大，有些部位骨骼伪影过多。

2. AI 在超声图像处理方面的研究概述

2.1 AI 应用于超声的意义

AI 与超声结合相对于 AI 与 CT 结合受到的关注度要小得多，直到 2020 年这一超声元年，2 月份时首个 AI 辅助超声诊断软件 Caption Guidance 被 FDA 批准后，AI 超声领域才获得越来越多的关注。AI 超声的重要意义体现在两个方面：一是超声的市场规模非常庞大，落地场景广阔，易于推广，比如每年我国超声的检查人次约在 20 亿人次，这一数字远远大于 CT 检查数量的 2 亿人次；二是 AI 超声能通过降低诊断难度来减少超声诊断的使用壁垒，现有的壁垒包括两个层面，一方面是国内超声设备仍然大部分为三级医院所占有，而二级和三级医院等设备保有量则非常低，另一方面是掌握超声扫描技能的医生在全世界范围内的比例都很低（约为 2%），针对第一类壁垒 AI 超声可以使得小型化的超声设备也具备和大型设备相媲美的诊断准确率，能缓解基层医疗短缺，针对第二类壁垒 AI 能够辅助医生进行诊断或者对经验不足的医生进行专业技能培训，使得基层医生拥有简单易用的设备，因而在短时间内提升诊疗效率和构建分级诊疗体系具备了可行性。

2.2 AI 应用于超声的难点

难点有三^[5]：1) 超声影像是动态而非静态的影像，一秒钟可以产生 25 帧左右的图像，但单张图像的分辨率并不高；2) 超声图像的清晰程度低于光学图像，但又需要实时诊断，而非在获取影像后再进行后处理，所以运用 AI 提升图像清晰度要在保证速度的前提下进行；3) 超声影像大多是依靠医生主观采集的不同

切面的动态图像进行诊断的，而非像 CT、MR 一样具备标准的切面，这就对医生个人的操作技术水平有着较高要求，也对 AI 辅助诊断提出了较高要求。

2.3 AI 应用于超声的现状

按照应用的医学环节，AI 既可以辅助“如何获取更高质量的超声图像”，又可以辅助“如何对图像进行更为专业可靠的分析”。以首个通过 FDA 审批的 AI 辅助下的医学成像采集系统 captionAI 为例，其首先利用 AI 通过 AI 的实时引导指导医生获取图像，非专业医生也能采集超声影像；然后利用算法对图像进行选择 and 过滤；最后通过深度学习算法对图像进行定量分析，进而判断患者病情。

按照应用发展的宏观线路，一方面借助 AI 让大型超声设备更加智能，使之除了成像之外还能集数据管理和分析为一体，一方面让 AI 赋能掌上超声设备，加大力度投入“检查”这个环节的便捷化，主要应用于基层医疗场景当中，一方面超声领域自主研发算法框架，这对提升产品的效能有着十分重要的作用。

按照应用的医学领域，依据论文^[10]的调研结果，从图像任务来说包括定位/检测、分类、分割、配准；从临床任务来说包括医学测量(Biometric measurement)、计算机辅助诊断 (Computer-aided diagnosis)、图像指导的干预(Image-guided intervention)、治疗(Therapy)；从解剖位置来说，按照目前的研究流行度排序，分别是胎儿、心脏、乳腺、前列腺、甲状腺、肝脏、大脑、脊柱、骨头、颈动脉、血管、淋巴、肌肉和肾脏。

按照 AI 的技术来说，同样依据论文^[10]的调研结果，按照使用频率排序，分别是 CNN (卷积神经网络)、DBN (深度置信网络)、FCN (全卷积网络)、Multiple (多个网络的组成)、AEs (自动编码器)、RBM (限制玻尔兹曼机)、RNN (循环神经网络) 等。

3. AI 应用于超声图像处理的具体技术

按照超声图像的处理任务，本节分别对于每个任务所使用的 AI 技术进行了详细调研。

3.1 超声图像增强

超声图像存在两方面的缺陷，一是由于人体部分组织当中会存在强散射体，比如肥胖患者的皮下脂肪，这会导致图像不可避免地会出现大量散斑噪音；二是由于超声探头磨损、探测平面不充分、病人与医生的配合不当等多种影响，这会导致图像中组织的边缘不够清晰。这两点导致了我们需要通过图像增强来强调感兴趣的特征而抑制不感兴趣的特征。

超声图像的传统增强方式分为空域和频域，前者从像素灰度层次对图进行变化、滤波，后者对经过傅里叶变化后的图像进行滤波。据^{[6][7][8]}，相对特殊的增强算法包括色彩恢复的视网膜增强算法 SSR 和 MSR、MSRCR 增强算法(基于 MSR 算法改进版)。

利用 AI 专门进行超声增强的研究比较稀缺，^[11]认为常见的数据增强技术(例如仿射变换)与 US 的物理特性不符,使用不慎将会导致不切实际的 US 图像，所以提出了一组受物理启发的变换，包括变形、混响和信噪比来对 B 超图像进行增强；^[12]提出了 UltraGAN 在保留结构信息的同时增强质量的细节，其通过频率损失函数和解剖相干性约束来实现，结果证明了增强后的图像可以改善下游任务。但是目前其他类型医学图像的增强发展相对火热，可以借鉴应用在超声图像上，如^[13]提出了一种循环结构和光照约束 GAN (CSI-GAN)，其受到 CycleGAN 基于对抗性损失和循环一致性的全局约束的启发，将低质量和高质量图像视为两个域中的图像，并计算局部结构和光照约束以学习整体特征和局部细节；^[14]提出了具备实际可导归纳损失函数的 GANReDL，其能够很好地恢复细粒度的高频细节。



图 1. 超声图像的传统增强方法^[9]

3.2 超声图像分割

根据其架构和训练方法分为四大类:

- 1) 基于 FCN: FCN 是像素级的监督学习方法, 将分类网络的全连接层替换为 FCN 得到, 跳跃连接(跳跃层和双线性插值)使得应用任务拓展到密集预测任务。可以尽快进行**多阶段增量学习和多 FCN 模块堆叠**, 比如 CSF-FCN^[15]用于**淋巴结分割**: 两个基于 FCN 的模块组成, 第一个是收集原始图像以产生潜在对象的分割, 另一个是使用中间结果和原始图像生成最终的淋巴结分割; 可以使用**级联 FCN 的网络**, 比如为避免边界不完整和模糊, 将一个由 join 算子修改的 AutoContext 方案^[16]植入 FCN 模型中; 可以使用基于**注意力深度监督的 FCN 模型**, 比如 DSN-OB^[17]开发了一个特定的训练方案和融合层, 以避免打破边界; 可以充分利用**2D 预训练模型和 3D 空间信息**, 比如 Direction-Fused FCN (DF-FCN)^[18]通过重新组织的横截面利用 3D 信息来分割导管。
- 2) 基于编码器-解码器的 U 形结构: 引入了相反操作, 包括卷积和反卷积(或转置卷积)、池化和反池化, 目的是恢复在池化操作中丢失的**像素位置信息**; 编码器是收集像素位置特征, 然后解码器是恢复空间维度和**像素位置特征**, 可以充分保留和分析特征和像素位置的信息。模型包括: 2015 年一种完全对称的架构 DeconvNet^[19]: 它具有反卷积和反池化层, 其应用于颈部肌肉的超声分割; Grouped-Resaunet (GRA U-net)^[20]用于乳房超声上的逐层乳头分割和定位, 其使用残差块解决梯度消失问题, 使用组卷积提高计算效率, 并使用注意力门关注输入的相关区域; 多向深度监督的 V-net^[21]应用于超声中的前列腺分割, 该网络从解码器部分的每个阶段预测不同分辨率的分割, 使用多向轮廓细化处理进行分割融合, 并应用逐级混合损失函数来减少收敛时间; 基于 U-net 的结构将神经架构搜索 (NAS) 应用于语义分割网络得到 Nas-Unet^[22], 并将其应用于神经超声数据集。
- 3) 深度强化学习 (DRL): 是一类使用神经网络作为价值函数估计器的方法主要优点是使用深度神经网络自动提取状态特征, 避免手动定义状态

特征波段。模型包括：^[23]是一种多目标医学图像分割框架：每个强化代理都经过训练以找到每个对象的最佳值，每个状态都与定义的动作相关联，并计算惩罚/奖励函数；^[24]提出了一个特定于上下文的医学图像分割框架和在线强化学习，以使模型适应先验知识/用户的交互。

- 4) 基于 GAN：依赖于解决众所周知且具有挑战性的医学图像分析问题（如分割、重建、分类或数据模拟）的能力。模型包括：具有多尺度 L1 损失函数的新型端到端对抗神经网络^[25]；segmentor 和 critic 网络被训练来学习全局和局部特征，这可以捕捉像素之间的长距离和短距离空间关系；新颖的投影对抗网络“PAN”^[26]，它通过 2D 投影表示高级 3D 信息；使用一种新颖的在线对抗性外观转换方法^[27]来解决：对于自动超声图像分割，当遇到外观差异时，即使在对象具有相似结构但外观略有不同的同类语料库上，深度模型也往往表现不佳。

3.3 超声图像分类

分类任务主要集中在乳腺和脂肪肝这两个部位，调研结果总结如下：

1) 乳腺癌分类主要有两个研究方向：

一是**多模态的融合**，比如^[28]首次探索了一种自动结合四种超声（B 超、多普勒、应变和剪切波弹性成像）检查来区分良性和恶性乳腺结节的方法，提出了一种新颖的多模态网络，具有良好的可学习性和简单性；^[29]旨在结合乳腺 X 光和超声这两种互补的模态，首先在单一模态上训练单一网络得到高级别特征，然后使用多模态网络来融合这两个特征以进行更细粒度的分类。

二是**多分支信息的融合**，比如^[30]提出了一个具有面向上下文的自我注意（MTL-COSA）模块的多任务学习网络，以自动同时分割肿瘤并将其分类为良性或恶性肿瘤，**这属于分类和分割双重任务的融合**；^[31]我们提出了一种新的迁移学习框架，训练了一个包含非海量和海量数据的共享 DNN，框架中采用了两种域对齐策略，具有捕获特定域分布的洞察力来解决域偏移问题，此外还提出了一个名为 CrossMix 的跨域语义保留数据生成模块，以恢复训练数据中未呈现的非海量数据和海量数据之间的缺失分布，**这属于多领域信息的融合**；^[32]提出了一个多尺度梯度级的融

合框架来充分利用各尺度图片的优势，融合采用的是多个采取不同融合策略的模块，并在每个块中提出了各向同性的梯度级特征模块来学习和聚合多级特征，**这属于多尺度信息的融合**。

2) 肝脏分类论文很少，且基本都使用经典的基础模型。^[33]提出了提出了一种新颖的生成对抗网络 (GAN) 架构，用于真实的患病和健康肝脏 US 图像合成，采用堆叠的概念来合成真实的肝脏超声数据，主要是为了缓解大规模标记超声数据的稀缺性。

3.4 其他任务

超声图像还涉及图像描述、特征匹配、图像翻译等任务，但这些任务对应的技术非常分散，仍然处在发展阶段。比如，^[34]提出了一个新颖的课程学习方法来解决小样本超声数据集上的图像描述问题，其双重课程方法依赖于从图片和文字信息的课程中进行学习和构建；^[35]提出了一种专门针对超声图像的基于深度学习的方法用于特征匹配（识别不同图像中单个对象的重要技术），其将针对在常规图像上具有出色结果的现有方法进行检查；^[36]提出了一种基于对抗训练的深度学习方法来对图像质量和交互性进行折中。

4. 综述总结

本综述首先介绍了超声图像处理的研究背景，包括超声成像原理、超声成像的注意事项、五种超声图像、超声图像的优缺点了；然后重点概述了 AI 应用于超声图像处理的难点、意义及研究现状；最后再从图像增强、图像分割、图像分类和其他任务详细调研了所用到的 AI 技术。

5. 参考文献

- [1] 百度百科. 超声成像[EB/OL]. [2022-07-20]. <https://baike.baidu.com/item/超声成像/6444828>.
- [2] Prasanna Tilakaratna. How ultrasound imaging works explained simply [EB/OL]. [2022-07-20]. https://www.howequipmentworks.com/ultrasound_basics/.

-
- [3] 科技深观察. 超声成像分为哪几种, 各有哪些特点? [EB/OL]. [2022-07-20]. https://www.sohu.com/a/372902526_120432716.
- [4] 宠宠总动员. 超声、CT、MRI 的优缺点 [EB/OL]. [2022-07-20]. https://www.sohu.com/a/128013802_638809.
- [5] 36 氩. 注于 AI 超声应用, “深至科技”获数千万元 A 轮融资[EB/OL]. [2022-07-20]. <https://new.qq.com/omn/20200319/20200319A07Z8O00.html>.
- [6] 付树军, 阮秋琦, 李玉, & 王文洽. (2005). 基于各向异性扩散方程的超声图像去噪与边缘增强. *电子学报*, 33(7), 1191.
- [7] Land, E. H. (1985). Recent advances in retinex theory. *Central and peripheral mechanisms of colour vision*, 5-17.
- [8] Jobson, D. J., Rahman, Z. U., & Woodell, G. A. (1997). A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on Image processing*, 6(7), 965-976.
- [9] 就叫李同学吧. 超声图像的增强 [EB/OL]. [2022-07-20]. <https://blog.csdn.net/lqxisqueen/article/details/123622889>.
- [10] 刘盛锋, 王毅, 杨鑫, 雷柏英, 刘立, 李享, ... & 汪天富. (2019). 深度学习在医学超声图像分析中的应用综述. *收藏*, 2.
- [11] Tirindelli, M., Eilers, C., Simson, W., Paschali, M., Azampour, M. F., & Navab, N. (2021, September). Rethinking ultrasound augmentation: A physics-inspired approach. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 690-700). Springer, Cham.
- [12] Escobar, M., Castillo, A., Romero, A., & Arbeláez, P. (2020, October). UltraGAN: ultrasound enhancement through adversarial generation. In *International Workshop on Simulation and Synthesis in Medical Imaging* (pp. 120-130). Springer, Cham.
- [13] Ma, Y., Liu, Y., Cheng, J., Zheng, Y., Ghahremani, M., Chen, H., ... & Zhao, Y. (2020, October). Cycle structure and illumination constrained GAN for medical image enhancement. In *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention* (pp. 667-677). Springer, Cham.
- [14] Liu, P., Li, C., & Schönlieb, C. B. (2019, October). Ganredl: Medical image enhancement using a generative adversarial network with real-order derivative induced

loss functions. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 110-117). Springer, Cham.

[15] Zhang, Y., Ying, M. T., Yang, L., Ahuja, A. T., & Chen, D. Z. (2016, December). Coarse-to-fine stacked fully convolutional nets for lymph node segmentation in ultrasound images. In *2016 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)* (pp. 443-448). IEEE.

[16] Wu, L., Xin, Y., Li, S., Wang, T., Heng, P. A., & Ni, D. (2017, April). Cascaded fully convolutional networks for automatic prenatal ultrasound image segmentation. In *2017 IEEE 14th international symposium on biomedical imaging (ISBI 2017)* (pp. 663-666). IEEE.

[17] Mishra, D., Chaudhury, S., Sarkar, M., & Soin, A. S. (2018). Ultrasound image segmentation: a deeply supervised network with attention to boundaries. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 66(6), 1637-1648.

[18] Yang, H., Shan, C., Kolen, A. F., & de With, P. H. (2019, April). Improving catheter segmentation & localization in 3d cardiac ultrasound using direction-fused fcn. In *2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019)* (pp. 1122-1126). IEEE.

[19] Noh, H., Hong, S., & Han, B. (2015). Learning deconvolution network for semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 1520-1528).

[20] Zhuang, Z., Raj, A. N. J., Jain, A., Ruban, N., Chaurasia, S., Li, N., ... & Murugappan, M. (2019). Nipple segmentation and localization using modified u-net on breast ultrasound images. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 9(9), 1827-1837.

[21] Lei, Y., Tian, S., He, X., Wang, T., Wang, B., Patel, P., ... & Yang, X. (2019). Ultrasound prostate segmentation based on multidirectional deeply supervised V-Net. *Medical physics*, 46(7), 3194-3206.

[22] Weng, Y., Zhou, T., Li, Y., & Qiu, X. (2019). Nas-unet: Neural architecture search for medical image segmentation. *IEEE Access*, 7, 44247-44257.

-
- [23] Chitsaz, M., & Seng, W. C. (2009, March). Medical image segmentation by using reinforcement learning agent. In *2009 International Conference on digital Image Processing* (pp. 216-219). IEEE.
- [24] Wang, L., Lekadir, K., Lee, S. L., Merrifield, R., & Yang, G. Z. (2013). A general framework for context-specific image segmentation using reinforcement learning. *IEEE transactions on medical imaging*, 32(5), 943-956.
- [25] Xue, Y., Xu, T., Zhang, H., Long, L. R., & Huang, X. (2018). SegAN: adversarial network with multi-scale L1 loss for medical image segmentation. *Neuroinformatics*, 16(3), 383-392.
- [26] Khosravan, N., Mortazi, A., Wallace, M., & Bagci, U. (2019, October). Pan: Projective adversarial network for medical image segmentation. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 68-76). Springer, Cham.
- [27] Yang, X., Dou, H., Li, R., Wang, X., Bian, C., Li, S., ... & Heng, P. A. (2018, September). Generalizing deep models for ultrasound image segmentation. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 497-505). Springer, Cham.
- [28] Wang, J., Miao, J., Yang, X., Li, R., Zhou, G., Huang, Y., ... & Ni, D. (2020, October). Auto-weighting for breast cancer classification in multimodal ultrasound. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 190-199). Springer, Cham.
- [29] Habib, G., Kiryati, N., Sklair-Levy, M., Shalmon, A., Halshtok Neiman, O., Faermann Weidenfeld, R., ... & Mayer, A. (2020). Automatic breast lesion classification by joint neural analysis of mammography and ultrasound. In *Multimodal Learning for Clinical Decision Support and Clinical Image-Based Procedures* (pp. 125-135). Springer, Cham.
- [30] Xu, M., Huang, K., & Qi, X. (2022, March). Multi-Task Learning with Context-Oriented Self-Attention for Breast Ultrasound Image Classification and Segmentation. In *2022 IEEE 19th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)* (pp. 1-5). IEEE.

-
- [31] Hu, Y., Guo, Y., Zhang, F., Wang, M., Lin, T., Wu, R., & Xu, Y. (2022, March). Enhancing Non-Mass Breast Ultrasound Cancer Classification with Knowledge Transfer. In *2022 IEEE 19th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)* (pp. 1-5). IEEE.
- [32] Ning, Z., Tu, C., Xiao, Q., Luo, J., & Zhang, Y. (2020, October). Multi-scale gradational-order fusion framework for breast lesions classification using ultrasound images. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 171-180). Springer, Cham.
- [33] Che, H., Ramanathan, S., Foran, D. J., Noshier, J. L., Patel, V. M., & Hacıhaliloğlu, I. (2021, September). Realistic Ultrasound Image Synthesis for Improved Classification of Liver Disease. In *International Workshop on Advances in Simplifying Medical Ultrasound* (pp. 179-188). Springer, Cham.
- [34] Alsharid, Mohammad, et al. "A curriculum learning based approach to captioning ultrasound images." *Medical ultrasound, and preterm, perinatal and paediatric image analysis*. Springer, Cham, 2020. 75-84.
- [35] Zhu, Hang, and Zihao Wang. "Feature matching in Ultrasound images." *arXiv preprint arXiv:2010.12216* (2020).
- [36] Zhang, Lin, et al. "Deep image translation for enhancing simulated ultrasound images." *Medical Ultrasound, and Preterm, Perinatal and Paediatric Image Analysis*. Springer, Cham, 2020. 85-94.

