Available online at www.sciencedirect.com
ScienceDirect
《医学中的人工智能》00（2023年）1–23
《医学中的人工智能》

arXiv:2302.03296v2 [eess.IV] 9 Feb 2023

多器官分割：标注稀缺条件下学习范式的渐进式探索

<风格 id='1'>Shiman LI</风格>[a,b]<风格 id='5'>, Haoran WANG</风格>[a,b]<风格 id='9'>, Yucong MENG</风格>[a,b]<风格 id='13'>, Chenxi ZHANG</风格>[a,b,*]<风格 id='18'>, Zhijian SONG</风格>[a,b,*]

[a]复旦大学基础医学院数字医学研究中心，上海200032，中国[b]上海医学图像计算与计算机辅助介入重点实验室，上海 200032，中国

摘要

从医学图像中精确勾画人体的多个器官或异常区域，在计算机辅助诊断、手术模拟、图像引导介入，尤其是放射治疗计划中发挥着至关重要的作用。因此，探索自动分割方法意义重大，其中基于深度学习的方法发展迅速，在多器官分割方面取得了显著进展。然而，获取规模适当且标注精细的多器官数据集极其困难且成本高昂。标注稀缺限制了高性能多器官分割模型的发展，却推动了众多标注高效学习范式的兴起。其中，利用外部数据集的迁移学习、使用未标注数据集的半监督学习，以及整合部分标注数据集的部分监督学习研究，已成为突破多器官分割这一困境的主要途径。本文首先回顾传统的全监督方法，随后从技术和方法论两个角度，全面、系统地阐述上述三种多器官分割学习范式，最后总结其面临的挑战与未来趋势。

© 2023年 由爱思唯尔有限公司出版。

关键词： 多器官分割、标注高效、迁移学习、半监督学习、部分监督学习

1. 引言

医学图像分割是《医学图像分析》中的一项重要任务，广泛应用于显微成像、X 射线、超声、计算机断层扫描（CT）、磁共振成像（MRI）和正电子发射断层成像（PET）等图像。医学图像中的组织分割有助于临床医生评估病灶大小和形态，并观察不同的解剖区域，在计算机辅助诊断、手术模拟、治疗计划和图像引导介入中发挥着重要作用 [1, 2]。例如，放射治疗计划的成功依赖于准确的多器官分割。准确勾画危及器官（OAR）和靶肿瘤，有助于制定精准放射治疗计划（RTP）并改善放射治疗结果 [3, 4]。在放射治疗中，为了向靶肿瘤施加适当的治疗剂量，同时保护危及器官，经验丰富的专家必须细致地勾画多个危及器官和靶肿瘤，这是一项极其耗时

*通讯作者：zjsong@fudan.edu.cn；
Chenxizhang@fudan.edu.cn

且劳动密集的任务 [5, 6], ，可能导致治疗延误，远不能满足临床需求。此外，不同放射科医生的勾画结果存在差异 [7], ，这种观察者间变异会造成轮廓差异，并带来一定程度的剂量学差异 [8], ，可能引发并发症并影响预后[9]。因此，借助计算机实现快速、精准、自动化的多器官分割方法，具有等待时间短、可重复性高和一致性好等优点 [10, 11]，已证明在临床上可行，具有重要的学术和临床价值 [12, 13]。

近年来，得益于人工智能在医学图像处理领域的快速发展，以卷积神经网络（CNN）为代表的深度学习方法已主导医学图像分割 [14, 15,16, 17]。同样，在多器官分割领域，深度学习方法通过监督学习取得了令人鼓舞的性能 [18, 19, 20, 21, 22]。在这些研究中，必须为每个器官提供像素级的精细标注。

尽管采用全监督深度学习方法对医学图像进行多器官分割已取得成果，但这些方法都面临同一个困境：深度学习技术中的标注稀缺，这往往会导致模型过拟合，并使模型在未见过的临床数据上泛化性能不足。

实际上，获取密集标注的多器官数据成本极高且极具挑战性 [23], ，原因如下：1）标注需要经验丰富的专业人员，而身体不同部位的器官需要具备特定知识的不同专家进行标注。2）由于医学图像特有的隐私问题，大量临床数据都被保存在机构内部，无法用于公共学术研究。3）医学图像中的解剖结构复杂，形状、大小和对比度各异，加之空间遮挡以及相邻器官之间边界模糊，使多器官的准确标注成为一项极其困难且繁琐的任务 [24]。可以说，标注稀缺是制约基于深度学习的多器官分割模型性能的瓶颈。

为缓解多器官分割中的标注稀缺问题，研究者提出了若干前景广阔的学习范式，并引起了广泛关注。这些新型学习范式大致可分为三类：1）利用外部标注数据集进行学习，例如迁移学习 [25]。在迁移学习中，目标任务不需要细粒度的多器官标注，而是重复利用在外部数据集上预训练的模型，以完成类似的多器官分割任务。2）利用无标注数据集进行学习，例如半监督学习g [26]。半监督学习仅使用少量密集标注和大量未标注数据来进行模型训练。3）融合多个部分标注数据集进行学习，例如部分监督学习 [27]。部分监督可以将多个单器官或部分器官数据集用作有效标注，同时分割输入中的多个器官。上述学习范式正为基于深度学习的多器官图像分割开辟新的研究方向。

现有关于多器官分割的综述主要聚焦于全监督学习[13, 28, 29, 12], ，而关于标注稀缺的综述仍付之阙如。近年来，医学图像分割领域对标注高效方法的探索日益受到关注。Cheplygina 等人 [30], 、Zhang 等人 [31]和 Tajbakhsh 等人 [32] 研究了非全监督医学图像分割方法，包括弱监督、迁移学习、主动学习和半监督学习等范式。Ma 等人 [33] 建立了新的分割基准，涵盖半监督、弱监督和持续学习，旨在推动解决这一尚未解决的问题：现有方法取得的良好性能可能无法推广到更多样化的数据集。可以看出，随着新技术不断涌现，新型学习范式越来越受欢迎。因此，对标注高效多器官分割研究进行系统综述迫在眉睫且具有重要价值。

在这篇综述中，我们全面总结了多器官分割任务中典型全监督学习的不同框架，以及细粒度分割面临的挑战，并从标注稀缺问题的角度，梳理了迁移学习、半监督学习和部分监督学习的相关研究。据我们所知，我们是首个对部分监督学习范式进行综述的团队。我们以半监督学习、迁移学习、域适应、部分监督和多器官分割等为关键词，在 Google Scholar 上进行检索，最初获得了 200 多篇文献。通过查阅摘要进行筛选后，我们选出 126 篇高度相关的研究，综述共引用 201 篇参考文献。

需要指出的是，对于多器官的定义，除了放射治疗中的危及器官外，我们还涵盖器官与肿瘤或多种组织。总之，本文将同时分割多个解剖结构作为多器官分割任务。为便于归纳总体思路，我们不再阐述头颈部 [34, 35] 或腹部 [36, 37], 等不同区域面临的具体挑战，而是从解决标注稀缺问题的角度，探讨深度学习下多器官分割的一般问题。

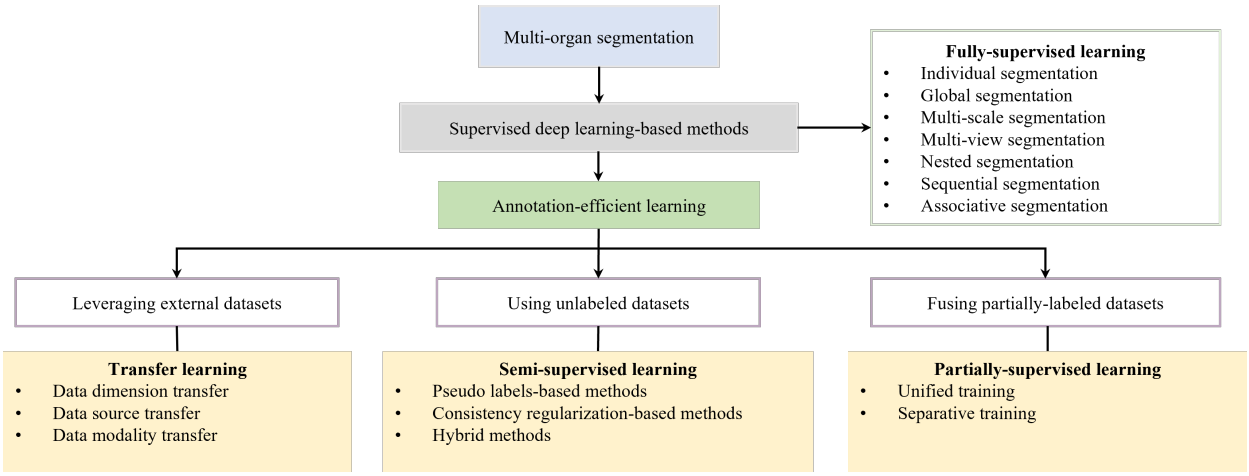


图1. 本综述论文的组织结构。我们全面介绍全监督学习方法中多器官分割的基本分割模式，并将标注高效学习方法分为三类，以应对标注稀缺的问题。我们将根据各类标注高效学习方法的具体技术细节进行分类和说明。

本文其余部分的结构如下：第 2 节介绍多器官分割的一般模式和挑战；第 3 节详细综述迁移学习（第 3.1 节）、半监督学习（第 3.2 节）和部分监督学习（第 3.3 节）。第 4 节讨论这三种学习范式的未来趋势，第 5 节总结全文。综述全文的组织结构如图 1 所示。

2. 多器官分割概述与问题分析

多个器官的分割具有重要的临床意义，可为疾病诊断和分类提供定量信息 [38, 39, 40], ，也是放射治疗不可或缺的一部分。目前，基于深度学习的图像分割方法通常根据网络结构 [23]分为卷积神经网络（CNN） [17],、全卷积网络（FCN） [41], 和生成网络（GAN） [42] 。近年来，已广泛应用于自然图像的 Transformer [43], 也被引入医学器官分割领域 [44, 45]。所有这些方法在多器官分割领域都取得了良好结果。其中，U-Net [46] 及其变体结构 [14, 15, 16, 17, 47], 作为经典的全卷积网络，凭借强大的能力，已成为医学图像多器官分割的主流方法。此外，若从训练流程进行分类，除基本的端到端分割流程外，基于定位-分割 [48, 49, 50, 51] 的两阶段方法以及级联优化 [52, 53, 54, 55] 方法，也常用于多器官分割，以提高勾画精度。

一些方法将多器官分割简化为多个相互独立的单器官分割任务[22, 48, 56, 57], ，实验验证表明，这种做法有助于定位和分割多器官 [58] 以及胰腺等一些具有挑战性的器官 [33]。然而，这类方法忽略了器官间空间相关性。因此，如何充分利用此类上下文信息，即多器官解剖先验信息，是多器官分割中一个无法回避的问题 [59]。参照 Cerrolaza 等人 [12], 在综述中对分割方法类别的定义，我们也将利用上下文信息的常见深度学习多器官分割方法分为六类。值得一提的是，我们的综述范围与 Cerrolaza 等人 [12] 的综述有所不同，后者聚焦于传统机器学习方法。

全局分割可以通过将包含多个目标的医学图像直接输入模型进行同步分割来实现 [60, 61, 62]。全体积输入保留了完整的器官内及器官间解剖信息，有助于定位和分割 [63]。然而，对于全体积输入，

由于卷积核的感受野有限，难以提取完整的器官间上下文信息。为利用结构上下文信息，研究者提出了一些子模块，例如空洞卷积、金字塔架构等。 [64, 65, 66, 67] 其他方法则是利用空间注意力机制 [37, 53, 68, 69, 70]。全局分割的优势在于训练过程简单，而且全局模型可以为遭受数据损坏（缺失、伪影等）的器官分割施加较强的解剖约束。然而，受计算能力限制，研究者通常会在预处理阶段依据统计与解剖先验 [71, 72, 73, 74] 或粗分割定位对图像进行裁剪，以进一步提高前景占比。对于全局分割而言，平衡计算消耗与受分辨率约束的分割准确率至关重要。

多尺度分割 通过融合不同分辨率下的信息或预测结果来提升分割性能 [75, 76, 77, 78]。多尺度探索类似于人类视觉的感知方式，利用不同分辨率下的多样化细节信息。在低分辨率下，我们可以轻松获取器官之间的整体关系；而在高分辨率下，则能更好地考察每个器官的具体细节。现有的多尺度研究通过融合多分辨率输入 [79] 或多层级特征信息 [80] ，同时更好地分割尺寸差异显著的器官。此外，深度监督方法 [81] 还可以通过结合多尺度输出 [82]来优化分割结果。

多视图分割 通过利用多视图数据施加解剖学信息约束，实现更准确的空间定位，从而有效缓解遮挡和混淆问题 [83, 84, 85]。多视图分割通过构建注意力模块，并以横断面、冠状面和矢状面等多个视图的输入为基础，在降低计算量的同时对空间信息进行建模 [86, 87]。此外，不同视图能够进行空间各向异性建模，以减轻不同方向上分辨率差异的影响，并协同利用切片内的高分辨率信息和切片间上下文信息 [84]。然而，该方法的缺点在于需要分别训练不同视图的多个独立模型。

嵌套分割 是一种层次分割方法，分别针对全局器官和局部器官训练模型 [88, 89, 21, 90]。全局器官分割网络可以对多器官分割中的解剖上下文信息施加拓扑约束，而子器官网络则可进一步优化分割结果。嵌套分割能够实现由粗到细的分割，并促进全局与局部信息的交互；层次化对象的构建可以基于空间联系或生理联系。除了空间关系之外，联合的生理关联也有助于提高病灶和受累器官的分割准确率 [62]。然而，在嵌套分割中，训练复杂度和耗时会随着层次数量的增加而显著上升。

序贯分割 是一种由易到难分割器官的方法，有助于提升难以分割器官的预测效果，并最大限度地提高整体分割准确率[91]。在临床实践中，放射科医生常以容易辨认的结构（如骨骼）作为参考，辅助勾画难以识别的目标（如脑部软组织）。类似地，序贯分割中器官的处理顺序通常也取决于分割难度，而这种处理方式得益于固定空间先验 [91, 21]。例如，在序贯分割中结合大型器官的预测，可以有效引导邻近小型器官的勾画；比如，将肾脏分割结果作为输入，并借助级联训练，有助于勾画肾上腺 [91]。在这种情况下，序贯分割可确定后续任务的位置，也有利于器官特异性肿瘤识别；但其效果在很大程度上取决于前序分割的准确性，且训练和推理耗时较长。

关联分割通过在模型之间建立桥接，为多器官同步分割提供解剖交互，从而分别勾画不同器官，但并非彼此独立地进行分割 [92, 20]。例如，人体中存在许多对称结构（肾脏、视神经等 [88, 93]），可通过形状相似性和空间对称性约束实现最优分割；也可根据差异识别病灶区域。此外，关联不对称器官同样有助于提升分割性能，这一点已通过对胰腺和脾脏等高度可变且无直接连接的器官进行分割的实验得到证实 [94]。关联分割可为每个器官的模型添加灵活的器官间约束，从而提高分割准确率。然而，多个相互耦合的分割网络给模型收敛和训练带来了挑战。

尽管上述常见的多器官分割方法有效利用了上下文信息，但仍有两个问题值得改进。(1) 微小或低对比度器官的分割准确率较低。此类器官的分割极具挑战性，这是由器官大小和强度分布的显著差异以及类别不平衡所导致的{v1}。分割-

此类器官时，除上述两阶段方法 [96, 97, 98], 外，附加损失函数也是减少类别不平衡的一种工具，但在处理过多器官时，其收益较低 [19, 99, 100]。另一-方面，器官特异性预处理有助于解决该问题 [101, 51], ，例如强度正则化 [102]和偏置校正 [103], ，但这需要额外的先验信息，且无法在不同器官之间实现良好的泛化。(2) 计算资源占用较大。一些现有方法为了获得更高的准确率，牺牲了训练效率和网络简洁性，导致其硬件要求（例如内存和计算速度）不适合实际的临床实践 [104, 105, 106]。

总体而言，多器官分割方法由早期的单器官分割方法发展而来，逐渐将全局多器官建模的稳健性与个体分割策略的灵活性和通用性结合起来，以平衡准确性和计算效率。通过融入上下文信息，模型能够应对重叠、间隙或拓扑变形的影响，从而更精确地表征复杂的人体解剖结构。近年来，人们提出了更深的网络，这些网络展现出更强的特征提取能力。然而，由于公开可用数据集的质量、规模和一致性有限，网络过拟合和过参数化问题加剧，导致泛化能力比以往更为不足 [107, 108, 109]。因此，标注高效算法是突破数据稀缺瓶颈、进而推动未来性能提升的关键。

3. 标注稀缺条件下的学习范式

3.1. 利用外部标注数据集——迁移学习

对于多器官分割而言，我们很少能获得目标域所需的充足数据和标签，此时可以通过迁移学习对目标数据集进行分割。典型的迁移学习方法是先利用大型外部标注数据集对模型进行预训练，再在目标数据集上对模型进行微调。这种方法的基本理念源于这样一个事实：在医学图像分割中，不同数据集中的相同器官可能具有相似的解剖形态和周围结构。这类可学习的知识可以迁移到目标域数据的分割中，或作为辅助信息提升性能。不可避免的是，来自不同数据集的医学图像在模态、扫描仪、协议和临床部位等方面存在分布差异，从而导致性能下降。如何减轻此类域偏移的影响，是迁移学习固有的问题。本节将从不同域适应模式的角度，围绕维度、来源和模态介绍现有研究，并在表1中回顾和比较采用迁移学习进行多器官分割的代表性工作。

3.1.1. 维度迁移

由于二维数据比三维数据更容易标注，因此使用经过标注的二维数据进行三维数据分割，是减少标注工作量的有效方法。Yu等人 [56] 提出了一种循环显著性变换网络，将图像的第三维转换为时间轴，以根据二维预测生成三维伪标签，并将预测概率转换为空间权重，旨在提升通过多阶段级联分割处理的中型和小型器官的分割结果。然而，该方法很难捕捉三维上下文信息。同时，在维度迁移中，片内分辨率远高于片间分辨率，直接采用三维卷积可能会导致图像特征提取失真。为解决这些问题，Liu 等人 [110] 提出了一种各向异性混合网络，将从二维图像中学习到的卷积特征迁移到各向异性三维图像分割中。凭借强大的片内信息提取能力和有效的片间信息建模能力，该网络取得了先进的结果。此外，Zheng 等人 [111]提出选择最具代表性的切片进行标注，并利用这些少量标注切片执行三维分割。该选择策略仅使用20%的已标注切片，便获得了与使用100%的已标注切片。在这项工作中，他们采用多视图模型整合上下文信息和伪标签，以实现维度迁移。

表1. 利用外部数据集进行多器官分割研究的概述。

参考文献	分割 mode	Site	领域适应 mode	迁移技术
[56]	个体	腹部	二维 → 3D	轴变换；伪标签生成
[110]	多视图	肝脏和肿瘤	2D → 3D	各向异性混合网络
[111]	多视图	心脏	2D → 3D	伪标签生成
[112]	全局	胸部	公共 →临床	基于预测掩膜的共享分割器与判别器对抗训练预测掩膜
[113]	多视图	心脏	多设备	通过神经风格迁移生成切片
[114]	全局	全身器官	公共 → 临床	滤波反投影驱动的领域自适应
[94]	全局	腹部	临床 → 公共	通过解决拼图任务进行固定空间位置的共享知识迁移任务；通过超分辨率网络进行分辨率归一化
[115]	全局	腹部	公共 →临床	人在回路
[116]	全局	胸部	计算机断层扫描 →X 射线	任务驱动生成网络
[117]	全局	腹部	计算机断层扫描 →磁共振	通过 CycleGAN 进行转换
[118]	全局	心脏	平衡稳态自由进动 → 晚期钆增强	通过 CycleGAN 进行转换
[119]	全局	腹部	计算机断层扫描 → 磁共振	风格补偿生成；静态引导的特征适配
[120]	全局	心脏，腹部	计算机断层扫描 → 磁共振	基于生成对抗网络的外观变换与表征迁移
[121]	全局	腹部	计算机断层扫描 ↔ T1加权 ↔ T2加权	通过变分自编码器分离风格与内容进行生成
[122]	全局	心脏，腹部，脑	计算机断层扫描 ↔ 磁共振	学习域不变组件和域特定组件
[123]	全局	腹部	计算机断层扫描 ↔ 磁共振	通过改变图2中的结构来学习共享知识
[124]	全局	心脏	计算机断层扫描 ↔磁共振	一个用于生成一致的高层语义嵌入
[125]	全局	心脏，腹部	计算机断层扫描 ↔ 磁共振	利用注意力模块构建单一共享网络，以学习结构化语义一致性

3.1.2. 源域迁移

不同来源的数据通常会因成像参数、成像设备等因素而存在数据分布差异。为了将基于公共数据集的现有研究成果应用于临床数据集，我们可以先在公共数据集上预训练模型，再将其迁移到新的临床私有数据分割任务中。Dong 等人 [112]认为，预测掩膜具有域不变解剖相似性，因此通过判别器对预测掩膜进行对抗训练，以分割胸部器官，用于心胸比估算。除基于对抗的方法外，Ma 等人 [113] 提出了一种神经风格迁移方法，通过减少不同来源之间的数据不一致性，尽可能缩小图像属性（包括亮度、对比度、纹理等）的差异；并利用空洞卷积和金字塔池化整合全局信息。Huang 等人 [114]采用滤波反投影（FBP）驱动的域适应技术，以缩小不同CT图像数据集之间的差距，并通过全局器官配准融合上下文信息。Fu 等人 [94] 将器官之间相对固定的空间位置视为可迁移的共享知识，用于多中心数据的域适应。该方法通过解决拼图任务来学习空间关系，并通过超分辨率网络对不同来源的数据进行空间分辨率归一化；在五个公共目标数据集上，通过从临床标注数据集进行迁移学习，使Dice相似系数（DSC）平均提升了19.6%。

此外，人在回路是促进计算机辅助技术临床应用的重要理念，它通过人工干预补充AI模型从一个数据集快速迁移到另一个数据集的过程。Ma 等人 [115] 提出了一种新颖且通用的人在回路方案，可将使用小规模标注数据训练的模型迁移至大规模未标注CT图像的多器官分割任务；该方案不仅提高了分割准确率，还将每个样本的人工标注成本从13.87分钟降至1.51分钟，展现了其在临床应用中的潜力。

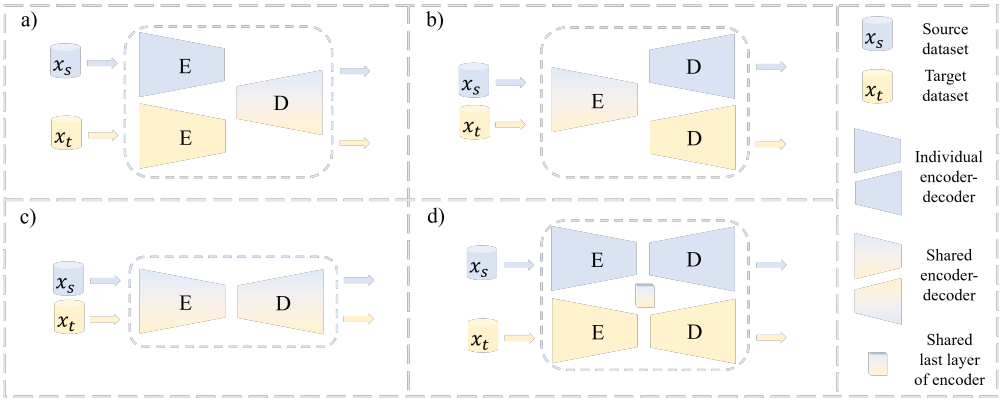


图2。Valindria 等人 [123]工作中的双流模型示意图。a）模态特异性编码器和共享解码器。b）共享编码器和模态特异性解码器。c）共享编码器和解码器。d）编码器中的不同流、编码器共享的最后几层以及模态特异性解码器。

3.1.3. 模态迁移

来自不同模态的医学图像具有不同的特征和互补信息。多模态医学图像及其跨模态信息不仅能帮助放射科医生做出更准确的诊断，也已证明有助于自动化人工智能分割 [126, 127, 128]。跨模态知识迁移是医学图像迁移学习的重点，实施领域适应需要通过学习潜在共享表征或将图像从一种模态转换为另一种模态。目标域标注的有无往往会引出不同的研究思路。

无目标域标注： 当目标域未标注时，在目标模态上进行无监督学习。在这种情况下，目标域的分割通常依赖于使用源域标注训练的分割网络 [129]。生成对抗网络（GAN） [130]和循环一致生成对抗网络（CycleGAN） [131], 是在对抗模式下训练的常用方法，它们利用生成器和判别器来应对跨模态的域偏移。通过促使生成器生成足以迷惑判别器的合成图像，生成器能够将图像从一个域转换到另一个域。Zhang 等人 [116] 使用计算机断层扫描图像，通过任务驱动生成网络合成类似 X 射线的数字重建放射影像，随后基于这些图像训练 X 射线深度分解模型 [132],，并将该模型迁移到真实 X射线图像中进行多器官分割。蒋等人 [117] 基于教师-学生网络提出了跨模态诱导蒸馏（CMEDL），其中使用 CycleGAN 实现 MRI到CT转换，并对计算机断层扫描图像和转换后的 MRI图像进行知识蒸馏。类似地，Chen 等人 [118]使用 CycleGAN 在磁共振和计算机断层扫描之间进行转换，并使用与生成器共享的编码器，以防止 CT心脏分割中的编码器过拟合。

然而，由于目标模态中有价值的细节信息会丢失，仅靠简单的全图像重建难以实现令人满意的转换。因此，某些适应技术可以提升转换质量，从而改善基于生成的迁移学习的分割性能。Hong 等人 [119] 提出了特征图统计引导的模型适应，并结合熵最小化来实现知识迁移和可靠分割；他们还利用 CycleGAN 进行风格补偿，显著提高了左肾和脾脏的分割准确率。实验验证了该方法在从计算机断层扫描到磁共振及其反向转换的域适应中的有效性。Wang 等人 [120]探索了协同外观和语义适应：通过特征迁移模块缓解医学病灶在不同域间的外观差异，并通过表征迁移模块缩小底层语义知识的域间分布差距。另一种方法是解耦方法，它能够提取域不变内容和域特异性风格，使生成过程更加稳健，并减少灾难性遗忘和模型崩溃 [133, 134, 135]。Jiang 等人 [121] 通过变分自编码器 [136] (VAE)分离图像风格与内容，将图像风格转换为潜在风格编码，并根据输入图像的内容生成多模态图像。Xie 等人 [122]通过解耦学习获取图像中域不变和域特异性的解剖结构成分，并提升

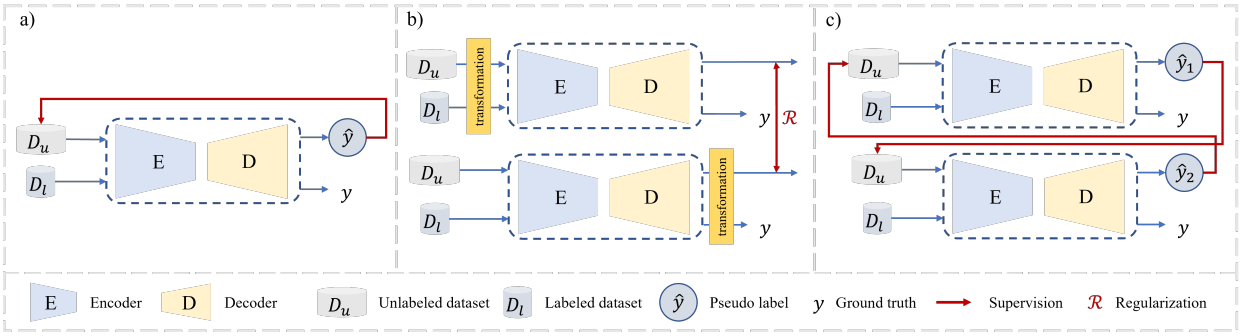


图3. 半监督方法的典型工作流程。a）伪标签方法的基本工作流程，该方法利用未标注数据的预测进行基于伪标签的监督；b）使用变换一致性的基于一致性的训练示例，其中两个网络的预测通过一致性正则化进行监督；c）使用交叉伪监督的混合方法示例，该方法通过交换伪标签构建正则化项。

目标域 通过对抗学习和自训练中的伪标签生成来提升分割性能，从而隐式地实现特征 在解剖空间中对齐。

具有目标域标注： 当目标域有标注时，其他模态的数据通常可作为补充信息，以改善分割结果 [123, 128]。不同于无监督域适应，域适应技术更侧重于在两个数据集均有标注的情况下，学习共享知识以实现有意义的信息迁移。Valindria 等人 [123] 探究了在腹部多器官分割场景中，4 种不同编码器-解码器设置对提取共享潜在表示的性能影响，如图2所示。实验结果表明，图2（d）中的双流结构优于其他结构；此外，跨模态信息能够提升脾脏等可变结构的分割性能。Dou 等人 [124] 训练了一个由两个域特定编码器和一个共享解码器组成的心脏分割网络，并通过对抗训练，促使解码器为两个域图像生成相似的高层语义嵌入。另一方面，Yang 等人 [125], 探索了使用单一共享网络整合多模态信息，并通过单个 Transformer 和精心设计的外部注意力模块学习结构化语义一致性（即语义类别表示及其相关性）。即使标注样本极其有限，该方法也取得了有竞争力的性能。

3.2. 使用未标注数据集 半监督学习

在医学图像中，未标注数据通常比标注数据更容易获取。标注数据稀缺时，已有研究表明，引入未标注数据有助于提升模型泛化能力和医学图像的分割性能 [31, 137, 138]。半监督学习仅使用少量标注数据和大规模未标注数据进行训练，其研究的关键在于充分利用未标注数据 [26]。本节通过考察现有主流研究，对相关方法进行分类，并在图3中展示半监督学习的典型工作流程，包括基于伪标签的方法、一致性正则化方法和混合方法。

3.2.1. 基于伪标签的方法

Lee 等人 [139] 最早提出了使用伪标签的半监督方法。由于其思路简单且效果显著，该方法已发展为一种经典的半监督学习算法。如图3 (a)所示，使用标注数据训练的模型可用于预测未标注数据的伪标签，再将其与标注数据一并输入模型进行迭代式协同训练，使模型在验证集上取得优异结果，优于仅使用标注数据进行训练的模型。这种伪标签方法具有很强的通用性，但其效果受限于从未标注数据生成的伪标签质量。下文所述的相关工作在伪标签生成方式以及噪声标签处理方法上各不相同，详见表2。

Zhou 等人 [140] 提出了一种迭代模型，用于对增强对比度的腹部计算机断层扫描图像中的16种结构进行分割；该模型通过对轴位、冠状面视图和矢状面视图的模型结果进行最大投票来生成伪标签，

表2. 使用伪标签的半监督医学分割方法总结。

参考文献	分割 mode	Site	伪标签的生成	噪声伪标签的处理
[140]	多视图	腹部	三种视图的集成分割模型	/
			视图与多数投票	
[141]	全局	脑	多重变换分割的平均值	/
			结果	
[142]	全局	心脏	双流互注意力网络	根据获得的难度级别进行筛选
				分层蒸馏，包括数据
				蒸馏和模型蒸馏
[143]	全局	骨盆	单一对抗分割模型	由预测得到的置信图进行掩蔽
				判别器
[144]	多视图	腹部	多视图协同训练网络	不确定性加权标签融合
[33]	全局	腹部	噪声学生网络	随着训练迭代更新伪标签

最终因使用未标注数据而使 DSC 提高了4%。在 Zhao 等人 [141],的研究中，伪标签通过数据蒸馏生成：对同一图像经随机增强后得到的预测掩膜取平均，以生成最终伪标签；与不使用未标注图像进行训练相比，该方法也使 DSC 提高了1.6%。

然而，上述方法存在明显局限，主要在于将伪标签与专家标注一视同仁，而未考虑到伪标签中的错误分割可能会给模型训练引入噪声，进而降低模型性能 [109, 145, 146]。为探究这一问题，一个重要的方法是评估伪标签的可靠性。Min 等人 [142] 提出了一种双流网络，其中两个相互独立的网络能够根据同一输入经 K 种变换后得到的预测一致性，判别每个像素的难易程度；在这种情况下，类别预测不一致的困难像素和容易像素将不会纳入总体损失计算。该网络通过分层蒸馏生成伪标签，其中包括模型蒸馏和数据蒸馏，并在全心脏分割数据集上验证了所提方法在标注图像噪声水平变化时的抗噪声能力。另一方面，Nie 等人 [143] 提出了一种基于区域注意力的策略，该策略利用对抗置信网络生成置信度图，再将通过设置阈值获得的置信区域用作掩码，筛选未标注数据的可靠预测，用于基于伪标签的监督。该方法在多个数据集上的表现优于全监督方法。与此同时，Xia 等人 [144]提出了一种协同训练框架，通过多视图并行网络的预测来生成分割掩码。训练过程中，可利用随机丢弃 [147] 产生的多个推理结果估计不确定性，并将其作为样本权重，从而减轻噪声像素标签的影响，并在多器官数据集上取得显著的性能提升。

除了可靠性估计，许多研究也探索了噪声伪标签的利用。Ma 等人 [33] 使用 Noisy Student 框架 [148] 为腹部多器官数据集建立了新的半监督分割基准。在训练阶段，Noisy Student 可以自我纠正伪标签；学生模型会引入更多数据增强和噪声，其预测结果则作为新的伪标签，用于迭代更新学生模型本身。与基础的伪标签训练不同，在多次迭代过程中，不仅模型在不断优化，伪标签也在持续优化。这一简单思路展现出强大的普适性，并取得了高效的性能；实验表明，随着未标注数据量的增加，困难和病变器官分割中的错误可以逐步得到纠正。

3.2.2. 基于一致性正则化的方法

在不使用伪标签的情况下，半监督学习中的未标注数据依赖于为其设置无监督损失，并与标注数据的监督损失共同引导反向传播。构建无监督损失最常见的方法通常基于一致性正则化的思想，即模型对小幅扰动具有鲁棒性，且输出能够保持一致 [149, 150]。受经典半监督分割框架 Temporal Ensembling [151], 、Mean Teacher [152], 和 UDA [153], 的启发，许多半监督方法也被扩展到多器官分割。表3列出了一些具有代表性的一致性正则化方法

在扰动和一致性构建方面各不相同的半监督多器官分割方法。

表 3. 半监督医学多器官分割中基于一致性正则化的方法总结

参考文献	分割 mode	Site	扰动	一致性类型
[154]	全局	胸部	弹性形变	弹性变换一致性
[155]	全局	心脏	Mixup变换	插值一致性
[156]	多尺度	鼻咽	金字塔网络架构	多尺度一致性
[157]	全局	视神经	分割与回归任务	区域与边缘任务一致性
[158]	全局	心脏	典型的输入级变换：随机裁剪、翻转、旋转	一致性 全局和局部特征一致性 互信息
[159]	全局	鼻咽	具有不同输入的教师-学生网络输入	注意力图一致性

变换一致性是一种常见的一致性正则化 [160, 161], , 其大多采用如图3中 b 所示的常规工作流程。Bortsova等人 [154], 因此使用弹性变换一致性进行分割，通过构建两个分支最终输出之间的一致性，帮助学习变换不变表示，并进一步提高未标注数据的利用率。该方法在有监督数据较少时能有效改善分割结果，但当有监督数据量较大时，相比全监督方法提升甚微。类似地，Basak等人 [155] 通过使用 Mixup [162] 进行数据变换，采用插值变换一致性实现了有效的半监督分割；该方法通过混合不同图像扩展训练集。

此外，还提出了多种不同的一致性构建方法。例如，Luo 等人 [156] 提出了不确定性校正的金字塔一致性，这是一种多尺度一致性，通过计算金字塔输出与其平均值之间的均方误差损失来实现。金字塔预测网络整合不同尺度的上下文信息，并利用预测熵生成的不确定性图对预测结果进行校正。此外，Meng等人 [157] 提出了结合区域一致性和边缘一致性的双一致性正则化，构建了一个形状感知广义多任务框架，从而提高半监督和弱监督 [163] 分割的准确率。

此外，与上述在模型、任务或输出层面确保一致性不同，许多研究如今逐渐聚焦于特征信息利用，并在特征级添加正则化约束。Peng 等人 [158] 借助全局互信息，对特征级互信息施加一致性约束，以学习几何变换不变图像表示；随后通过局部互信息促进特征图的空间一致性，从而获得更平滑的分割结果。Hu 等人 [159] 随后在不确定性感知教师-学生模型中，针对整幅图像特征与ROI裁剪图像输入特征之间引入了注意力图一致性，这有助于模型更准确地定位目标，并减少分割中的假阳性。

3.2.3. 混合方法

自然，上述方法并非相互排斥，而是可以有机结合以提升性能，同时还可以在半监督学习中加入更多约束；这些方法统称为混合方法。表4列出了一些混合半监督多器官分割方法。

将伪标签与一致性正则化相结合并不难，因为在扰动下需要确保不同伪标签的一致性。因此，可以让两个网络交换伪标签以实现交叉监督，这就是交叉伪监督（CPS） [172], , 其结构如图3（b）所示。继 CPS 之后，Luo 等人 [164] 将热点Transformer [173] 与卷积神经网络结合，构建了双分支框架，利用 Transformer 强大的全局信息提取能力，弥补卷积神经网络感受野有限的问题。Wu 等人 [165] 提出了 MC-Net+ ，通过实现互一致性，促使多个略有不同的解码器在容易误分类的区域（例如粘连边缘或细小分支）产生不变的预测结果；该方法利用多个解码器输出的统计差异来估计模型的认知不确定性，以表征这些区域的分割难度。此外，还约束一个解码器的概率输出与其他解码器的软伪标签保持互一致。

表4. 半监督医学多器官分割中混合方法总结

参考文献	分割 mode	Site	伪标签的生成与利用 标签	监督方式	约束
[164]	全局	心脏	双并行网络 Transformer 和卷积神经网络	输出级交叉伪监督	两个网络之间的一致性网络
[165]	全局	心脏	共享编码器与多解码器网络；不确定性引导	输出级一致性 loss	多个解码器的多个解码器
[166]	全局	心脏	形状无关网络 & 形状感知网络；不确定性引导	输出级交叉伪监督	形状感知与局部上下文约束
[167]	全局	心脏	采用单编码器和三解码器的教师-学生网络 单编码器和三解码器；三重不确定性引导	Mean Teacher 的 & 特征级对比学习 loss	对比学习 & 一致性约束
[168]	全局	腹部	模态特定网络	输出级一致性 & 特征级对比学习 loss	跨模态一致性约束
[169]	全局	心脏	单一 U-Net 分割网络	输出级平滑性损失与特征级类别分离损失	类别与平滑约束
[170]	关联	Knee	两个并行的分割模型	不确定性采样监督	基于分布的采样约束
[171]	全局	心脏	不确定性感知均值教师；基于不确定性的标签分配	输出级一致性	多器官焦点损失

除了一致性约束，其他类型的约束也有助于提升伪标签的质量，例如 Liu 等人 [166] 采用形状感知和局部上下文约束的工作。此外，还引入蒙特卡洛丢弃（MC Dropout） [147] 产生的不确定性，以指导更好地利用伪标签。除此之外，Wang 等人 [167] 在其提出的任务级一致性之外，将对比学习引入特征级，以探索更强大的表征。通过增加两项辅助任务，即用于捕获语义信息的重建任务和有符号距离场（SDF） [174] 回归任务，该方法能够对分割施加形状约束；并在均值教师架构下探索这三项任务的相互促进作用，同时借助三重不确定性和不确定性加权集成策略，从未标注数据中学习更可靠的知识。Chen 等人 [168] 还利用对比学习实现了模态协同半监督分割，通过非配对的计算机断层扫描和 MRI 数据学习模态特异性知识，并使用对比相似度对特征提取进行正则化。同样在特征级施加约束，Wu 等人 [169] 提出 SS-Net，通过对抗扰动下的像素级平滑约束以及基于原型策略的类间分离，实现了有效的半监督性能。

Lin 等人 [170], 随后聚焦于多个器官的类别不平衡问题，这一问题对半监督的影响更为显著。他们根据标签的数量和概率分布设定类别感知损失函数和过采样裁剪区域 [72] ，并采用不确定性采样监督来增强对低置信度类别的监督，从而优化分割。Chen 等人 [171] 在深度协同训练中引入了密集焦点损失 [175]函数，以解决类别不平衡问题，并通过基于不确定性的标签分配策略避免错误优化。

3.3. 融合部分标注数据集——部分监督学习

由于多器官标注需要耗费大量人力，因此部分标注的多器官数据集比完整标注的多器官数据集更容易获取。例如，KiTS [176] 和 LiTS [177] 数据集仅提供腹部单个器官及肿瘤的标签，而所有其他器官均标记为背景。通过共同利用包含单个或多个器官标注的多个数据集进行学习，可以整合多种部分标注，为所需的多个器官提供完整标注；这种学习方法称为部分监督学习。部分监督学习也可视为迁移学习或半监督学习的一种，其中从多个部分标注数据集进行学习涉及知识迁移学习

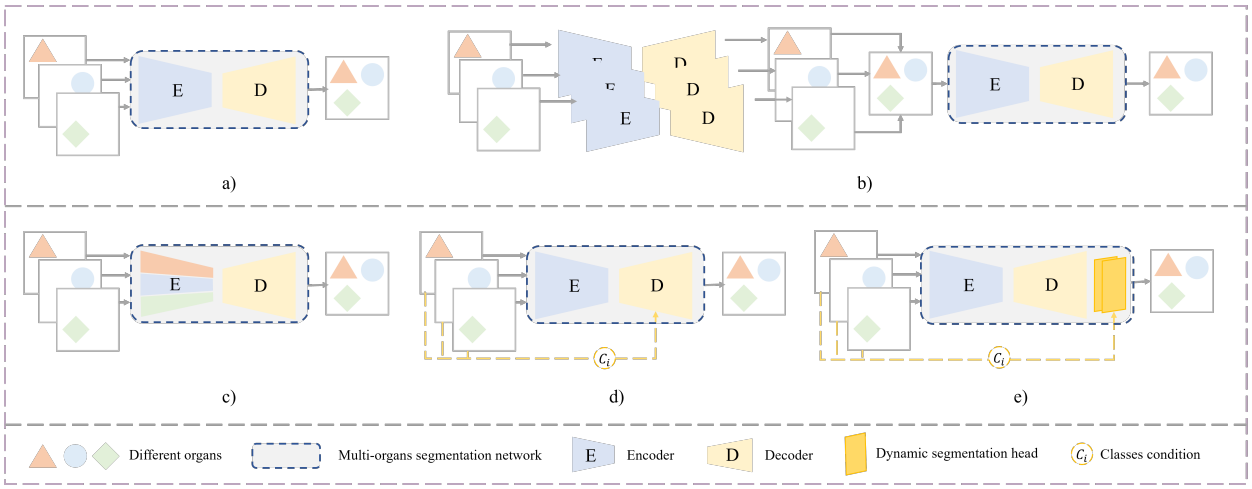


图 4. 多器官分割中部分监督学习的框架。第一行展示了两种统一训练框架，其中同一个多器官分割网络与不同数据集联合训练。第二行展示了三种分离式训练，不同数据分别流经略有差异的多器官分割网络，这些网络会随类别的不同而变化。

不同数据集之间的知识迁移，而部分标注数据中的未标注解剖结构则可作为半监督学习的未标注数据。部分监督学习旨在基于部分标注数据构建适用于多器官分割的通用框架。目标器官可能在部分标注数据集中被标记为背景，这可能会误导并干扰多器官分割。因此，如何更好地利用部分标注信息，同时避免其干扰整体多器官分割，是部分监督中的关键问题。根据训练过程中纳入部分标注数据集的方式，我们将部分学习方法分为统一训练和分离式训练，两者的区别如图4所示。上排展示了统一训练，不同部分标注数据集的数据流经同一个多器官网络；而第二排所示的分离式训练中，数据则以不同方式流经多器官网络。在前一种情况下，不同数据集共同更新整个网络参数；而在后一种情况下，不同数据集对参数的优化是局部的或相互分离的。表5列出了多器官分割中的部分监督学习方法。

3.3.1. 统一训练

为获得多器官分割网络，可以将部分标注数据集输入统一模型，使多个部分标注数据集共享相同的训练架构。在这种统一训练中，每个数据集的训练都能受益于相同设计的部分监督损失。Shi 等人 [99] 利用多个部分标注数据集的并集，设计了两个精心构造的损失函数：边缘损失通过边界概率从部分标注数据集中挖掘真实背景；排斥损失则考虑到器官之间不存在重叠这一事实，旨在提升器官间的区分能力。这两个损失函数均显著提升了分割性能，且未引入额外计算量。为进一步利用上下文信息，Mao 等人[178] 扩展了这些损失函数，并引入注意力机制来收集多尺度信息，以实现全自动多器官分割，从而更好地权衡分割准确率与推理时间。Fang 等人 [179] 提出了一种统一的 U 形金字塔结构网络，该网络聚合金字塔输入和特征，并设计了自适应加权层，以自动整合深度监督输出。该方法通过目标自适应损失，使单一模型能够适应已知标签比例的变化。

此外，使用伪标签也是实现统一训练的可行方式。Zhou 等人 [27]提出了 PaNN，仅使用极少量完全标注数据进行训练，以获得先验感知网络；随后利用部分标注数据对其进行优化，在已标注器官上计算监督损失，并在未标注器官上计算基于伪标签的损失。PaNN 通过将解剖经验分布作为软约束的惩罚项显式纳入模型，利用统计领域特定知识对器官大小进行正则化。Huang 等人 [180] 部署了两个耦合网络来

表5. 部分监督医学多器官分割方法总结

参考文献	分割 mode	多器官数据集	部分标注数据集	部分标注整合	框架
[27]	全局	BTCV [182]	MSD 脾脏 [183], 美国国立卫生研究院 [184], LiTS [177]	关于尺寸的先验软约束	a
[99]	全局	BTCV [182]	MSD 脾脏 [183], KiTS [176]	边缘与排除损失	a
[178]	多尺度	PDDCA[185]	TCIA-CT扫描 [186, 187]	注意力机制进行整合多尺度信息	a
[179]	多尺度	BTCV [182]	LiTS [177], KiTS [176] , MSD 脾脏 [183]	自适应融合与自适应损失	a
[180]	嵌套	×	LiTS [177],KiTS [176] ,美国国立卫生研究院 [184], MOBA [75]	伪标签生成 & 协同训练和权重平均	b
[181]	全局	MOBA [75]	MSD 脾脏 [183], LiTS [177], 美国国立卫生研究院 [184]	模型知识蒸馏	a
[188]	关联	×	LiTS [177], KiTS [176] , MSD 脾脏 [183], BTCV [182]	器官独立编码器和共享解码器	c
[189]	全局	×	Sliver07 [190],美国国立卫生研究院 [184],肝脏与脾脏*	类别介绍条件	d
[191]	关联	×	LITSC*、MSD LT*	半监督与条件策略	d
[192]	关联	×	MOTS [192],BTCV [182]	任务编码控制器	e

少器官数据集，使它们相互学习，并提出了一种协同训练权重平均模型，以获得统一的多器官分割网络。两个耦合网络生成的多个器官的伪标签可以融合为完整的多器官伪标签，进而进一步优化统一分割网络。此外，该工作提出了一种新颖的区域掩码，在协同教学过程中有选择地对未标注器官区域施加一致性约束，从而进一步提升性能。

此外，Zhou 等人 [181] 认为，在实际场景中，部分标注数据集可能无法公开，因此他们通过增量学习（IL）释放了部分标注且按顺序构建的数据集，而在每个 IL 阶段都不访问先前的标注。模型在包含 K 个器官的公共数据集上预训练后，再使用另一个单器官数据集进行训练，通过 IL 获得 K+1 个器官的分割结果，并应用教师-学生框架迁移通过背景重塑提取的知识。然而，统一训练可能会受到不同数据集间分布差异的影响，从而导致相互干扰。

3.3.2. 分离式训练

然而，受先前背景混淆问题的影响，使用简单的单一模型不加区分地训练部分标注数据，并非融合不同数据集的最佳方式。

因此，Xu 等人 [188] 探索了多编码 U-Net，通过多个不同的编码子网络提取器官特异性特征，并借助辅助通用解码器实现联邦多器官分割。该方法通过多个编码器探索不同器官的丰富且独特的信息，同时利用共享解码器平衡资源。然而，这种设计可能会增加网络冗余和内存占用。

考虑到减少冗余的需求，在联合网络中采用条件策略，可以将类别条件作为辅助信息引入不同器官的分割过程，从而实现差异化分割。受条件生成网络的启发，Dmitriev 等人 [189]采用条件方法，构建了一个基于部分标注数据集训练的联合多器官框架。该方法简单而高效，在多器官图像上展现出令人信服的分割性能。同样，Zhang 等人 [191] 将具有非重叠标注对的两个数据集视为彼此的未标注数据，并采用经典的半监督教师-学生框架，从部分标注数据集集合中进行学习。其骨干网络基于 nnU-Net 构建，并结合条件策略将先验类别信息纳入解码器，以便更好地利用相关的未标注数据，即部分标注数据。

进一步地，Zhang 等人 [192] 通过生成式控制器提出了一种动态按需网络（DoDNet），

其中，网络的大部分采用共享编码器-解码器架构，并配备一个随器官类别变化的动态分割头。不同于以往工作在训练后固定卷积核的做法，DoDNet 通过任务编码模块自适应地生成动态分割头中的卷积核，从而能够以更加高效、灵活的方式对多个器官和肿瘤进行分割。然而，该方法无法实现多个器官的同步分割，只能逐一进行推理。目前，如何在部分监督任务中整合部分标注数据，构建灵活、高效且低资源消耗的分割框架，仍有待进一步探索。

4. 讨论与未来展望

当前的深度学习方法已在多器官分割中发挥重要作用，有助于减少标注工作量并缓解观察者间标注差异。本文系统阐述了多器官分割框架，并以数据匮乏问题为切入点，探讨了最新研究成果。现有的标注高效算法已在降低多器官分割领域的标注成本方面展现出良好的临床实用性；然而，如何进一步开发精度更高、资源消耗更低且标注效率更高的多器官分割算法，仍有待探索。

4.1. 迁移学习

迁移学习旨在充分利用外部标注数据，提升多器官分割的性能，其关键在于解决数据集之间的域偏移问题。目前，迁移学习主要关注数据源之间同质数据的迁移以及不同模态之间的适配，而面向差异更大的功能成像的跨模态迁移仍然不足，因为对于组织表现差异巨大的情况，尚无法保证能够捕获足够的特征以实现跨模态生成 [117]。尽管如此，功能成像能够更清晰地呈现病灶区域，因此，利用功能图像进行迁移学习对于肿瘤和危及器官的精准分割至关重要，也值得进一步探索。此外，在迁移学习中引入人工交互有助于确保目标域分割的准确性；利用迁移学习为专家提供预分割参考，则可提高多器官标注的效率 [115]。未来的科学研究成果应更多关注真实的临床需求，并应投入更多努力，通过迁移学习将研究成果转化为可商用的在线分割放射治疗平台，以满足更高的实时性和泛化要求 [193, 194]。此外，还可将基于主动学习的方法纳入迁移学习，以筛选代表性样本进行标注，从而提升适配的质量和速度 [111], ；这有助于探索构建具有较高工业价值和临床可行性的半自动分割平台。

4.2. 半监督学习

半监督学习旨在利用未标注数据来提升目标多器官分割的性能。在半监督方法的常见方法中，伪标签方法适用性更广，但多阶段优化需要更长的训练时间，且对伪标签的质量更为敏感；一致性正则化方法能够灵活、便捷地构建正则化约束，但通过一致性建立的紧密耦合可能会成为累积偏差校正的瓶颈。针对上述问题，已有一些相应的解决方案 [159, 195], 然而，鲜有研究关注多器官分割中的类别不平衡。因此，如何有效提高微小器官伪标签的质量，或者从一致性的角度兼顾全局与局部分割，都是未来值得探索的方向。此外，小样本学习 [196]与半监督学习类似，也已应用于多器官分割任务 [197], ，反映出对提高标注效率的迫切需求。除此之外，与无监督学习中对表征的增强类似，采用自监督范式 [198, 199], （例如对比学习）来学习不同器官之间的差异等 [59, 200] ，有助于网络更好地从未标注数据中提取有效信息，同样值得在半监督学习中探索。

4.3. 部分监督学习

部分监督学习中的大多数方法都倾向于关注如何构建有效的多器官分割网络。无论采用统一训练还是分离式训练，要获得这样的多器官分割网络，关键在于排除不同部分标注数据集之间的干扰；但当完整标注稀缺时，有效建立不同器官之间的上下文信息联系则更加困难 [178]。部分监督学习也可视为半监督学习或迁移学习的一种，其中，部分标注数据中的未标注解剖结构可作为半监督学习中的未标注数据；而利用多个部分标注数据集进行学习，则涉及不同数据集之间的知识迁移学习。因此，部分监督学习不可避免地面临这两种学习方式的相同挑战。直接使用全局伪标签有助于实现上下文约束，但难以兼顾不同尺寸器官的勾画性能 [179]。如何在统一的多器官分割框架中引入解剖信息约束，仍值得探索。考虑到部分标注数据集之间存在差异，现有方法假设数据分布基本一致，并通过复杂的预处理对数据进行规范化。随着不同数据集不断引入和使用，如何从新样本中自适应地学习知识，同时保留大部分先前学到的知识，也是融合部分标注数据的后续发展趋势 [181]。

5. 结论

本文系统总结了从全监督到标注高效学习范式的多器官分割研究，并阐述了迁移学习、半监督学习和部分监督学习的当前研究现状。此外，我们还对这些方法存在的问题和不足进行了总体回顾并展望了未来。当前，标注高效的多器官分割方法正处于快速发展阶段，所需标注更少，应用类型更广，预测准确率也不断提高。未来对更高效的自动多器官分割方法的探索，有望减轻医疗资源不足地区的医疗负担 [201] 并惠及癌症患者，具有深远意义。

参考文献

[1] L. Liu，解剖学辅助深度学习在医学图像分割中的应用：综述，《医学物理与生物学》（2021）23。[2] G. Litjens，T. Kooi，B. E. Bejnordi，A. A. A. Setio，F. Ciompi，M. Ghafoorian，J. A. Van Der Laak，B. Van Ginneken，C. I. S´anchez，医学图像分析中的深度学习综述，《医学图像分析》42（2017）60–88。[3] M. A. Vyfhuis，N. Onyeuku，T. Diwanji，S. Mossahebi，N. P. Amin，S. N. Badiyan，P. Mohindra，C. B. Simone，肺癌质子治疗的进展，《呼吸疾病治疗进展》12（2018）1753466618783878。[4] J. K. Molitoris，T. Diwanji，J. W. Snider III，S. Mossahebi，S. Samanta，S. N. Badiyan，C. B. Simone，P. Mohindra等，运动管理和图像引导在肺癌放射治疗中的应用进展，《胸部疾病杂志》10（增刊21）（2018）S2437。[5] Y. Fu，Y. Lei，T. Wang，W. J. Curran，T. Liu，X. Yang，基于深度学习的医学图像多器官分割方法综述，《医学物理学》85（2021）107–122。[6] M. Ashok，A. Gupta，胸部计算机断层扫描图像中危及器官自动分割技术的系统综述，《工程计算方法档案》28（4）（2021）3245–3267。[7] R. Baskar，K. A. Lee，R. Yeo，K.-W. Yeoh，癌症与放射治疗：当前进展与未来方向，《国际医学科学杂志》9（3）（2012）193。[8] B. E. Nelms，W. A. Tom，G. Robinson，J. Wheeler，危及器官勾画的差异：一例口咽癌患者的测试病例，《国际放射肿瘤学·生物学·物理学杂志》82（1）（2012）368–378，出版商：爱思唯尔。[9] T. Zhang，Y. Yang，J. Wang，K. Men，X. Wang，L. Deng，N. Bi，基于图谱和卷积神经网络的非小细胞肺癌多个危及器官自动分割的比较，《医学》99（34），出版商：沃尔特斯·克鲁维尔健康。[10] M. Thor，A. Apte，R. Haq，A. Iyer，E. LoCastro，J. O. Deasy，使用自动分割减少临床试验中的轮廓勾画工作和剂量不一致：对RTOG 0617的模拟影响，《国际放射肿瘤学·生物学·物理学杂志》109（5）（2021）1619–1626，出版商：爱思唯尔。[11] D. Kawahara，M. Tsuneda，S. Ozawa，H. Okamoto，M. Nakamura，T. Nishio，A. Saito，Y. Nagata，用于CT图像头颈部自动分割的逐步深度神经网络（stepwise-net），《生物与医学中的计算机》143（2022）105295，出版商：爱思唯尔。[12] J. J. Cerrolaza，M. L. Picazo，L. Humbert，Y. Sato，D. Rueckert，M. A. G. Ballester，M. G. Linguraru，医学成像中的多器官分析计算解剖学：综述，《医学图像分析》56（2019）44–67。https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1361841518306273 doi:10.1016/j.media.2019.04.002。URL [13]

Y. Lei，Y. Fu，T. Wang，R. L. J. Qiu，W. J. Curran，T. Liu，X. Yang，多器官分割中的深度学习，编号：arXiv:2001.10619 arXiv:2001.10619 [物理学]（2020年1月）。URL http://arxiv.org/abs/2001.10619

[14] ¨O. iek，A. Abdulkadir，S. S. Lienkamp，T. Brox，O. Ronneberger，3D U-Net：从稀疏标注中学习密集体积图像分割，arXiv:1606.06650 [计算机科学]ArXiv：1606.06650。URL http://arxiv.org/abs/1606.06650 [15] T. D. Bui，J. Shin，T. Moon，D Densely Convolutional Networks for Volumetric Segmentation，arXiv:1709.03199 [计算机科学]ArXiv：1709.03199。URL http://arxiv.org/abs/1709.03199 [16] F. Milletari，N. Navab，S.-A. Ahmadi，V-net：用于体积医学图像分割的全卷积神经网络，载于：2016年第四届国际三维视觉大会（3DV），IEEE，2016，第565–571页。[17] Z. Zhou，M. M. R. Siddiquee，N. Tajbakhsh，J. Liang，UNet++：通过利用多尺度特征重新设计跳跃连接以实现图像分割，arXiv:1912.05074 [计算机科学，电子与电气工程]ArXiv：1912.05074。URL http://arxiv.org/abs/1912.05074 [18] J. Wang，X. Li，Y. Han，J. Qin，L. Wang，Z. Qichao，面向危及器官和大体肿瘤体积分割的分离式对比学习（有限标注），arXiv:2112.02743 [计算机科学，电子与电气工程]（2022年4月）。URL http://arxiv.org/abs/2112.02743 [19] S. A. Taghanaki，Y. Zheng，S. Kevin Zhou，B. Georgescu，P. Sharma，D. Xu，D. Comaniciu，G. Hamarneh，组合损失：处理多器官分割中的输入与输出不平衡，《计算机化医学影像与图形》75 2019 24 33 doi:10.1016/j.（）–。。URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895611118305688 compmedimag.2019.04.005 [20] S. Cros，E. Vorontsov，S. Kadoury，管理头颈癌患者多器官CT分割中的类别不平衡，载于：2021 18 2021， 1360 1364 doi:10.1109/ IEEE生物医学成像国际研讨会（ISBI），IEEE，法国尼斯，第–页。。URL https://ieeexplore.ieee.org/document/9433991/ ISBI48211.2021.9433991 [21] D. Guo，D. Jin，Z. Zhu，T.-Y. Ho，A. P. Harrison，C.-H. Chao，J. Xiao，L. Lu，使用分层学习和神经架构搜索进行头颈癌危及器官分割，载于：2020年IEEE/CVF计算机视觉与模式识别大会（CVPR），IEEE，美国西雅图，2020，第4222–4231页。 doi:10.1109/CVPR42600.2020.00428。URL https://ieeexplore.ieee.org/document/9156960/ [22] H. Tang，X. Chen，Y. Liu，Z. Lu，J. You，M. Yang，S. Yao，G. Zhao，Y. Xu，T. Chen，Y. Liu，X. Xie，适用于临床的CT图像危及器官勾画深度学习框架，《自然机器智能》1（10）（2019）480–491。 doi:10.1038/s42256-019-0099-z。URL http://www.nature.com/articles/s42256-019-0099-z [23] M. H. Hesamian，W. Jia，X. He，P. Kennedy，医学图像分割的深度学习技术：成果与挑战，《数字成像杂志》32（4）（2019）582–596。 doi:10.1007/s10278-019-00227-x。URL http://link.springer.com/10.1007/s10278-019-00227-x [24] T. Sadad，A. Rehman，A. Hussain，A. A. Abbasi，M. Q. Khan，使用先进机器学习技术进行多器官癌症检测的综述，《计算机化医学成像评论》17（6）（2021）686–694。 doi:10.2174/1573405616666201217112521。URL https://www.eurekaselect.com/189208/article [25] D. Karimi，S. K. Warfield，A. Gholipour，医学图像分割中的迁移学习：来自模型参数动态和学习到的表征分析的新见解，《医学中的人工智能》116（2021）102078。[26] O. Chapelle，B. Scholkopf，A. Zien，半监督学习（Chapelle，O.等编；2006）[书评],《IEEE神经网络汇刊》20（3）（2009）542–542。[27] Y. Zhou，Z. Li，S. Bai，X. Chen，M. Han，C. Wang，E. Fishman，A. Yuille，面向部分监督多器官分割的先验感知神经网络，载于：2019年IEEE/CVF国际计算机视觉大会（ICCV），IEEE，韩国首尔，2019，第10671–10680页。 doi:10.1109/ICCV.2019.01077。URL https://ieeexplore.ieee.org/document/9009566/ [28] A. E. Ilesanmi，T. Ilesanmi，O. P. Idowu，D. A. Torigian，J. K. Udupa，从计算机断层扫描图像中使用3 11 3 2022 315 331 doi:10.1007/ D卷积神经网络进行器官分割：系统综述，《国际多媒体信息检索杂志》（） （）–。。URL https://link.springer.com/10.1007/s13735-022-00242-9 s13735-022-00242-9 [29] Y. Fu，Y. Lei，T. Wang，W. J. Curran，T. Liu，X. Yang，基于深度学习的医学图像多器官分割方法综述，《医学物理学》85（2021）107–122。 doi:10.1016/j.ejmp.2021.05.003。URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1120179721001848 [30] V. Cheplygina，M. de Bruijne，J. P. Pluim，不那么“监督”：医学图像分析中的半监督、多实例和迁移学习综述，《医学图像分析》54（2019）280–296。[31] M. Zhang，Y. Zhou，J. Zhao，Y. Man，B. Liu，R. Yao，图像半监督和弱监督语义分割综述，《人工智能评论》53（6）（2020）4259–4288。[32] N. Tajbakhsh，L. Jeyaseelan，Q. Li，J. N. Chiang，Z. Wu，X. Ding，拥抱不完美数据集：医学图像分割深度学习解决方案综述，《医学图像分析》63（2020）101693。doi:10.1016/j.media.2020.101693。URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S136184152030058X [33] J. Ma，Y. Zhang，S. Gu，C. Zhu，C. Ge，Y. Zhang，X. An，C. Wang，Q. Wang，X. Liu，S. Cao，Q. Zhang，S. Liu，Y. Wang，Y. Li，J. He，X. Yang，AbdomenCT-1K：腹部器官分割是否已成为一个解决的问题，《IEEE模式分析与机器智能汇刊》（2021）1–1doi:10.1109/TPAMI.2021.3100536。URL https://ieeexplore.ieee.org/document/9497737/ [34] J.-F. Daisne，A. Blumhofer，基于图谱的头颈部危及器官和淋巴结靶区体积自动分割：临床验证，《放射肿瘤学》8（1）（2013）154。doi:10.1186/1748-717X-8-154。URL https://ro-journal.biomedcentral.com/articles/10.1186/1748-717X-8-154 [35] J. Y. Lim，M. Leech，自动分割在头颈部靶区体积和危及器官勾画中的应用，《肿瘤学学报》55（7）（2016）799–806。 doi:10.3109/0284186X.2016.1173723。

https://www.tandfonline.com/doi/full/10.3109/0284186X.2016.1173723 URL [36] Q. Li, H. Song, L. Chen, X. Meng, J. Yang, L. Zhang，《腹部多器官分割概述》，CBIO 15 (8) (2021) 866–877。doi:10.2174/1574893615999200425232601。URL https://www.eurekaselect.com/181340/article [37] A. Qayyum, A. Lalande, F. Meriaudeau，利用三维混合模型自动分割腹部CT成像中的肿瘤和受累器官，《生物与医学中的计算机》127 (2020) 104097，出版商：爱思唯尔。[38] R. Telford, S. Vattoth，深部脑核团的磁共振解剖学，特别关注特定疾病和深部脑刺激定位，《神经放射学杂志》27 (1) (2014) 29–43，出版商：SAGE Publications Sage UK：伦敦，英格兰。[39] P.-H. Conze, A. E. Kavur, E. Cornec-Le Gall, N. S. Gezer, Y. Le Meur, M. A. Selver, F. Rousseau，利用级联卷积对抗深度网络进行腹部多器官分割，《医学中的人工智能》117 2021 102109 doi:https://doi.org/10.1016/j.artmed.2021.102109 URL https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0933365721001020 [40] R. A. Khan, Y. Luo, F.-X. Wu，Rms-unet：用于肝脏和病灶分割的残差多尺度U-Net，《医学中的人工智能》124 (2022) 102231。doi:https://doi.org/10.1016/j.artmed.2021.102231。URL https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0933365721002244 [41] J. Long, E. Shelhamer, T. Darrell，用于语义分割的全卷积网络，载于：IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集，2015，页3431–3440。[42] A. K. Mondal, J. Dolz, C. Desrosiers，利用生成对抗学习进行少样本三维多模态医学图像分割，arXiv:1810.12241 [cs]ArXiv：1810.12241。URL http://arxiv.org/abs/1810.12241 [43] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, I. Polosukhin，注意力机制即所需，《神经信息处理系统进展》30。[44] H. Cao, Y. Wang, J. Chen, D. Jiang, X. Zhang, Q. Tian, M. Wang，Swin-unet：用于医学图像分割的类U-Net纯Transformer，arXiv预印本arXiv:2105.05537。[45] R. Azad, M. T. AL-Antary, M. Heidari, D. Merhof，TransNorm：Transformer为深度分割模型提供强大的空间归一化机制，arXiv:2207.13415 [cs, eess] (2022年7月)。URL http://arxiv.org/abs/2207.13415 [46] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox，U-Net：用于生物医学图像分割的卷积网络，arXiv:1505.04597 [cs]ArXiv：1505.04597。URL http://arxiv.org/abs/1505.04597 [47] F. Isensee, P. F. Jaeger, S. A. Kohl, J. Petersen, K. H. Maier-Hein，nnu-net：一种用于基于深度学习的生物医学图像分割的自配置方法，《自然方法》18 (2) (2021) 203–211。[48] Y. Wang, L. Zhao, M. Wang, Z. Song，基于3D U-Net两阶段分割框架的头颈部CT图像危及器官分割，IEEE Access 7 (2019) 144591–144602。doi:10.1109/ACCESS.2019.2944958。URL https://ieeexplore.ieee.org/document/8854214/ [49] R. O. Dogan, H. Dogan, C. Bayrak, T. Kayikcioglu，结合Mask R-CNN和3D U-Net的两阶段方法，实现CT成像中胰腺的高精度自动分割，《生物医学中的计算机方法与程序》207 (2021) 106141，出版商：爱思唯尔。[50] L. Gu, X.-C. Cai，融合二维和三维卷积神经网络，从CT图像中分割主动脉和冠状动脉，《医学中的人工智能》121 (2021) 102189，出版商：爱思唯尔。[51] Y. Zhao, H. Li, S. Wan, A. Sekuboyina, X. Hu, G. Tetteh, M. Piraud, B. Menze，知识辅助卷积神经网络用于小器官分割，IEEE生物医学与健康信息学杂志23 (4) (2019) 1363–1373，会议名称：IEEE生物医学与健康信息学杂志。 doi:10.1109/JBHI.2019.2891526.[52] H. R. Roth, H. Oda, X. Zhou, N. Shimizu, Y. Yang, Y. Hayashi, M. Oda, M. Fujiwara, K. Misawa, K. Mori，级联三维全卷积网络在医学图像分割中的应用，《计算机化医学影像与图形》66 (2018) 90–99，出版商：爱思唯尔。[53] Z. Cao, B. Yu, B. Lei, H. Ying, X. Zhang, D. Z. Chen, J. Wu，级联SE-ResUnet用于胸部危及器官分割，《神经计算》453 (2021) 357–368，出版商：爱思唯尔。[54] J. Cao, H. Lai, J. Zhang, J. Zhang, T. Xie, H. Wang, J. Bu, Q. Feng, M. Huang，利用多尺度信息对多序列MRI图像中的胶质瘤进行分割的二维三维级联网络，《生物医学中的计算机方法与程序》(2022) 106894出版商：爱思唯尔。[55] T. Zhong, X. Huang, F. Tang, S. Liang, X. Deng, Y. Zhang，基于提升的级联卷积神经网络对鼻咽癌CT图像中的危及器官进行分割，《医学物理学》46 (12) (2019) 5602–5611。 doi:10.1002/mp.13825。URL https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mp.13825 [56] Q. Yu, L. Xie, Y. Wang, Y. Zhou, E. K. Fishman, A. L. Yuille，循环显著性变换网络：整合多阶段视觉线索以实现小器官分割，载于：IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集，2018，页8280–8289。[57] M. Larsson, Y. Zhang, F. Kahl，利用区域卷积神经网络进行稳健的腹部器官分割，《应用软计算》70 (2018) 465–471，出版商：爱思唯尔。[58] I. B. Senkyire, Z. Liu，腹部器官分割的监督和半监督方法：综述，《国际自动化与计算杂志》18 (6) (2021) 887–914。[59] P. Liu, G. Zheng，用于标签高效多器官分割的上下文感知逐体素对比学习，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2022，页653–662。[60] H. J. Park, Y. Shin, J. Park, H. Kim, I. S. Lee, D.-W. Seo, J. Huh, T. Y. Lee, T. Park, J. Lee, 等，开发并验证一种用于CT图像中腹部肌肉和脂肪分割的深度学习系统，《韩国放射学杂志》21 (1) (2020) 88–100，出版商：韩国放射学会。

[61] M. F. Bobo, S. Bao, Y. Huo, Y. Yao, J. Virostko, A. J. Plassard, I. Lyu, A. Assad, R. G. Abramson, M. A. Hilmes, 等，全卷积神经网络改善腹部器官分割，载于：医学成像2018：图像处理，第10574卷，SPIE，2018，页750–757。[62] Y. Chen, D. Ruan, J. Xiao, L. Wang, B. Sun, R. Saouaf, W. Yang, D. Li, Z. Fan，利用深度神经网络对腹部磁共振成像进行全自动多器官分割，《医学物理学》47 (10) (2020) 4971–4982，出版商：Wiley Online Library。[63] Z. Zheng, H. Yan, F. C. Setzer, K. J. Shi, M. Mupparapu, J. Li，利用解剖约束深度学习实现牙科CBCT分割和病灶检测自动化，IEEE自动化科学与工程汇刊18 (2) (2021) 603–614。 doi:10.1109/TASE.2020.3025871。URL https://ieeexplore.ieee.org/document/9219218/ [64] M. P. Heinrich, O. Oktay, N. Bouteldja，OBELISK-Net：通过更少的层和稀疏可变形卷积解决三维多器官分割，《医学图像分析》54 (2019) 1–9，出版商：爱思唯尔。[65] D. Bahdanau, K. Cho, Y. Bengio，通过联合学习对齐和翻译实现神经机器翻译，arXiv预印本arXiv:1409.0473。[66] Z. Chen, C. Li, J. He, J. Ye, D. Song, S. Wang, L. Gu, Y. Qiao，一种用于三维头颈部CT图像中器官精确分割的新型混合卷积神经网络，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2021，页569–578。[67] W. Zhu, Y. Huang, L. Zeng, X. Chen, Y. Liu, Z. Qian, N. Du, W. Fan, X. Xie，AnatomyNet：利用深度学习快速全自动分割头颈部解剖结构的整体，《医学物理学》46 (2) (2019) 576–589。 doi:10.1002/mp.13300。URL https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mp.13300 [68] J. Xu, J. Liu, D. Zhang, Z. Zhou, C. Zhang, X. Chen，一种结合多个卷积模块和边缘监督、用于下颌骨重建的CT下颌骨三维分割网络，《生物与医学中的计算机》138 (2021) 104925，出版商：爱思唯尔。[69] S. Gou, N. Tong, S. Qi, S. Yang, R. Chin, K. Sheng，用于头颈部CT图像自动多器官分割的自通道与空间注意力神经网络，《医学物理与生物学》65 (24) (2020) 245034。 doi:10.1088/1361-6560/ab79c3。URL https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1361-6560/ab79c3 [70] H. Tang, X. Liu, K. Han, X. Xie, X. Chen, H. Qian, Y. Liu, S. Sun, N. Bai，空间上下文感知自注意力模型用于多器官分割，载于：2021年IEEE冬季计算机视觉应用会议（WACV），IEEE，美国夏威夷州威可洛亚，2021，页938–948。 doi:10.1109/WACV48630.2021.00098。URL https://ieeexplore.ieee.org/document/9423072/ [71] F. Zhang, Y. Wang, H. Yang，用于腹部多器官分割的高效上下文感知网络，arXiv预印本arXiv:2109.10601。[72] H. R. Roth, H. Oda, Y. Hayashi, M. Oda, N. Shimizu, M. Fujiwara, K. Misawa, K. Mori，用于多器官分割的分层三维全卷积网络，arXiv:1704.06382 [cs] (2017年4月)。URL http://arxiv.org/abs/1704.06882 [73] A. D. Weston, P. Korfiatis, T. L. Kline, K. A. Philbrick, P. Kostandy, T. Sakinis, M. Sugimoto, N. Takahashi, B. J. Erickson，利用深度学习对CT扫描进行自动腹部分割以分析身体成分，《放射学》290 (3) (2019) 669–679，出版商：北美放射学会。[74] Z. Zhu, Y. Xia, W. Shen, E. Fishman, A. Yuille，一种用于体积医学图像分割的三维由粗到细框架，载于：2018年国际三维视觉会议（3DV），IEEE，2018，页682–690。[75] E. Gibson, F. Giganti, Y. Hu, E. Bonmati, S. Bandula, K. Gurusamy, B. Davidson, S. P. Pereira, M. J. Clarkson, D. C. Barratt，利用密集V网络对腹部CT进行自动多器官分割，IEEE医学影像汇刊37 (8) (2018) 1822–1834，出版商：IEEE。[76] K. Kamnitsas, C. Ledig, V. F. J. Newcombe, J. P. Simpson, A. D. Kane, D. K. Menon, D. Rueckert, B. Glocker，结合全连接条件随机场的高效多尺度三维卷积神经网络，用于精确脑部病灶分割，《医学图像分析》36 (2017) 61–78，arXiv：1603.05959。 http://arxiv.org/abs/1603.05959 doi:10.1016/j.media.2016.10.004。URL [77] H. R. Roth, C. Shen, H. Oda, T. Sugino, M. Oda, Y. Hayashi, K. Misawa, K. Mori，用于腹部多器官分割的三维全卷积网络多尺度金字塔，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2018，页417–425。[78] Y. Xue, T. Xu, H. Zhang, L. R. Long, X. Huang，SegAN：采用多尺度L1损失的医学图像分割对抗网络，《神经信息学》16 (3) (2018) 383–392，出版商：施普林格。[79] H. Wang, L. Lin, H. Hu, Q. Chen, Y. Li, Y. Iwamoto, X.-H. Han, Y.-W. Chen, R. Tong，由超分辨率技术和自监督引导驱动的无图块三维医学图像分割，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2021，页131–141。[80] W. Zhao, D. Jiang, J. Pea Queralta, T. Westerlund，MSS U-Net：利用多尺度监督U-Net从CT图像中分割肾脏和肿瘤的三维方法，《医学信息学解锁》19 (2020) 100357。 doi:10.1016/j.imu.2020.100357。URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352914820301969 [81] C.-Y. Lee, S. Xie, P. Gallagher, Z. Zhang, Z. Tu，深度监督网络，载于：人工智能与统计学，PMLR，2015，页562–570。[82] X. Li, Z. Gong, H. Yin, H. Zhang, Z. Wang, L. Zhuo，一种用于CT图像中人类颞骨小器官分割的三维深度监督密集网络，《神经网络》124 (2020) 75–85。 doi:10.1016/j.neunet.2020.01.005。URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0893608020300071 [83] C. Li, Y. Mao, Y. Guo, J. Li, Y. Wang，结合不确定概率缩减的多维级联网络，用于CT序列腹部多器官分割，《生物医学中的计算机方法与程序》221 2022 106887 doi:10.1016/j.cmpb.2022.().. URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169260722002693 106887 [84] Y. Wang, Y. Zhou, W. Shen, S. Park, E. K. Fishman, A. L. Yuille，利用器官注意力网络和统计融合进行腹部多器官分割，《医学图像分析》55 (2019) 88–102，出版商：爱思唯尔。[85] A. A. A. Setio, F. Ciompi, G. Litjens, P. Gerke, C. Jacobs, S. J. van Riel, M. M. W. Wille, M. Naqibullah, C. I. Snchez, B. van Ginneken,

CT图像中的肺结节检测：使用多视图卷积网络减少假阳性，《IEEE医学影像汇刊》 35 5 2016 1160 1169, doi:10.1109/TMI.2016.()()-2536809
会议名称：IEEE 医学影像汇刊。。[86] Z. Yang, H. Kuang, X. Zhang, Y. Liu, P. Zhai, L. Chen, L. Zhang，解剖结构引导的多视图融合框架用于腹部CT多器官分割，载于：2022年第5届国际图像与图形处理会议（ICIGP），2022年，第167–173页。[87] M. Perslev, E. B. Dam, A. Pai, C. Igel，一个网络分割所有目标：用于精准三维医学图像分割的通用轻量级系统，arXiv:1911.01764 [cs, eess] 11765 (2019) 30–38，arXiv：1911.01764。[88] X. Ren, L. Xiang, D. Nie, Y. Shao, H. Zhang, D. Shen, Q. Wang，交错式三维卷积神经网络用于头颈部CT图像中小体积结构的联合分割，《医学物理学》45 (5) (2018) 2063–2075。 doi:10.1002/mp.12837. URL https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mp.12837 [89] S. Zhang, H. Wang, S. Tian, X. Zhang, J. Li, R. Lei, M. Gao, C. Liu, L. Yang, X. Bi, 等，切片分类模型辅助的三维编码器-解码器网络用于头颈癌危及器官的分割，《放射学研究杂志》62 (1) (2021) 94–103，出版商：牛津大学出版社。[90] T. Zhong, X. Huang, F. Tang, S. Liang, X. Deng, Y. Zhang，基于提升的级联卷积神经网络用于鼻咽癌CT危及器官的分割（2019）。[91] Z. Zhao, H. Chen, L. Wang，2021年肾脏与肾肿瘤分割挑战赛的由粗到细框架，载于：肾脏与肾肿瘤分割国际挑战赛，施普林格，2022年，第53–58页。[92] J. You, P. L. Yu, A. C. Tsang, E. L. Tsui, P. P. Woo, C. S. Lui, G. K. Leung, N. Mahboobani, C.-y. Chu, W.-h. Chong, W.-l. Poon，用于大脑中动脉高密度征分割的三维差异孪生U-Net，《计算机化医学影像与图形》90 (2021) 101898，doi:10.1016/j.compmedimag.2021.101898. URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0895611121000beX [93] J. Harms, Y. Lei, S. Tian, N. S. McCall, K. A. Higgins, J. D. Bradley, W. J. Curran, T. Liu, X. Yang，使用基于区域的全卷积网络自动勾画心脏亚结构，《医学物理学》48 (6) (2021) 2867–2876。 doi:10.1002/mp.14810. URL https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mp.14810 [94] S. Fu, Y. Lu, Y. Wang, Y. Zhou, W. Shen, E. Fishman, A. Yuille，三维多器官分割的域自适应关系推理，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2020年，第656–666页。[95] Z. Li, K. Kamnitsas, B. Glocker，分析神经网络在图像分割类别不平衡条件下的过拟合，《IEEE医学成像汇刊》 40 3 2021 1065 1077, doi:10.1109/TMI.()()-2020.3046692
会议名称：IEEE 医学影像汇刊。。[96] Y. Gao, R. Huang, M. Chen, Z. Wang, J. Deng, Y. Chen, Y. Yang, J. Zhang, C. Tao, H. Li, FocusNet：面向头颈部CT图像，采用端到端深度神经网络的不平衡大小器官分割，arXiv:1907.12056 [cs, eess] 版本：1（2019年7月）。URL http://arxiv.org/abs/1907.12056 [97] Y. Gao，FocusNetv：采用对抗性形状约束的头颈部CT图像不平衡大小器官分割，《医学图像分析》（2021）14。[98] J. M. Johnson，类别不平衡条件下深度学习综述（2019）54。[99] G. Shi, L. Xiao, Y. Chen, S. K. Zhou，部分监督的多器官分割中的边缘损失与排斥损失，《医学图像分析》70 (2021) 101979. doi:10.1016/j.media.2021.101979. URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1361841521000256 [100] C. H. Sudre, W. Li, T. Vercauteren, S. Ourselin, M. Jorge Cardoso，高度不平衡分割的深度学习损失函数：广义Dice重叠，载于：医学图像分析与临床决策支持中的多模态学习，施普林格，2017年，第240–248页。[101] T. Wang, Y. Lei, G. Shafai-Erfani, X. Jiang, X. Dong, J. Zhou, T. Liu, W. J. Curran, H.-K. Shu, X. Yang，基于交替随机森林和自动上下文模型的动静脉畸形对比增强CT图像学习型自动分割，载于：2019医学影像：计算机辅助诊断，第10950卷，SPIE，2019年，第1099–1105页。[102] X.-Y. Zhou, G.-Z. Yang，二维生物医学语义分割中U-Net训练的归一化，《IEEE机器人与自动化快报》4 (2) (2019) 1792–1799，出版商：IEEE。[103] Y. Lei, X. Tang, K. Higgins, J. Lin, J. Jeong, T. Liu, A. Dhabaan, T. Wang, X. Dong, R. Press, 等，基于自动上下文模型的交替随机森林学习型锥形束CT校正，《医学物理学》46 (2) (2019) 601–618，出版商：Wiley Online Library。[104] S. L. Belal, M. Sadik, R. Kaboteh, O. Enqvist, J. Uln, M. H. Poulsen, J. Simonsen, P. F. Hilund-Carlsen, L. Edenbrandt, E. Trgrdh，CT扫描中49块选定骨骼的深度学习分割：自动进行基于PET/CT的骨转移瘤三维定量的第一步，《欧洲放射学杂志》113 (2019) 89–95，出版商：爱思唯尔。[105] S. Ali, J. Li, Y. Pei, R. Khurram, K. u. Rehman, A. B. Rasool，基于深度学习的方法进行多器官癌症诊断的前沿挑战与展望，《癌症》13 (21) (2021) 5546，doi:10.3390/cancers13215546. URL https://www.mdpi.com/2072-6694/13/21/5546 [106] B. Qiu, H. van der Wel, J. Kraeima, H. H. Glas, J. Guo, R. J. H. Borra, M. J. H. Witjes, P. M. A. van Ooijen，下颌骨自动分割：从传统方法到深度学习——综述，《精准医学杂志》11 (7) (2021) 629。 doi:10.3390/jpm11070629. URL https://www.mdpi.com/2075-4426/11/7/629 [107] C. Chen, C. Qin, H. Qiu, G. Tarroni, J. Duan, W. Bai, D. Rueckert，心脏图像分割的深度学习：综述，《心血管医学前沿》7 (2020) 25. doi:10.3389/fcvm.2020.00025. URL https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fcvm.2020.00025/full [108] J. Bagherzadeh, H. Asil，采用深度学习和记忆方法的各种半监督学习模型综述，《伊朗计算机科学杂志》2 (2) (2019) 65–80。[109] H. H. Lee, Y. Tang, O. Tang, Y. Xu, Y. Chen, D. Gao, S. Han, R. Gao, M. R. Savona, R. G. Abramson, Y. Huo, B. A. Landman，通过质量保证监督实现半监督多器官分割，载于：B. A. Landman, I. IÅgum（编），2020医学影像：图像处理，SPIE，休斯敦，美国，2020年，第53页。 doi:10.1117/12.2549033。

[110] S. Liu, D. Xu, S. K. Zhou, O. Pauly, S. Grbic, T. Mertelmeier, J. Wicklein, A. Jerebko, W. Cai, D. Comaniciu，三维各向异性混合网络：将卷积特征从二维图像迁移到三维各向异性体数据，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2018年，第851–858页。[111] H. Zheng, Y. Zhang, L. Yang, C. Wang, D. Z. Chen，通过代表性选择和自训练实现三维医学图像分割的标注稀疏化策略，载于：AAAI人工智能会议论文集，第34卷，2020年，第6925–6932页。[112] N. Dong, M. Kampffmeyer, X. Liang, Z. Wang, W. Dai, E. Xing，用于心胸比自动估计的无监督域适应，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2018年，第544–552页。[113] C. Ma, Z. Ji, M. Gao，神经风格迁移改善不一致数据上的三维心血管磁共振图像分割，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2019年，第128–136页。[114] J. Huang, X. Li, J. Wang, X. Yu, L. Zhu, Y. Zhan, Y. Gao, C. Huang，使用基于FBP的域适应进行跨数据集CT图像多器官分割，《IEEE Access》9 (2021) 25025–25035。https://ieeexplore.ieee.org/document/9343249/ doi:10.1109/ACCESS.2021.3055803. URL[115] W. Ma, S. Zheng, L. Zhang, H. Zhang, Q. Dou，通过迭代式人在回路更新快速迁移医学图像分割模型：从已标注公共数据到用于CT多器官分割的未标注临床数据集，载于：2022 IEEE第19届生物医学成像国际研讨会（ISBI），IEEE，印度加尔各答，2022年，第1–5页。https://ieeexplore.ieee.org/document/9761467/ doi:10.1109/ISBI52829.2022.9761467。URL [116] Y. Zhang, S. Miao, T. Mansi, R. Liao，面向无监督域适应的任务驱动生成建模：应用于X射线图像分割，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2018年，第599–607页。[117] J. Jiang, A. Rimner, J. O. Deasy, H. Veeraraghavan，面向医学图像分割的非配对跨模态诱导蒸馏（CMEDL），《IEEE医学影像汇刊》41 (5) (2022) 1057–1068。 doi:10.1109/TMI.2021.3132291. URL https://ieeexplore.ieee.org/document/9632618/ [118] C. Chen, C. Ouyang, G. Tarroni, J. Schlemper, H. Qiu, W. Bai, D. Rueckert，用于心脏磁共振分割的无监督多模态风格迁移，载于：统计图谱与心脏计算模型国际研讨会，施普林格，2020年，第209–219页。[119] J. Hong, Y.-D. Zhang, W. Chen，用于跨模态腹部多器官分割的无源无监督域适应，《知识型系统》250 (2022) 109155。 doi:10.1016/j.knosys.2022.109155. URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0950705122005743 [120] Q. Wang, Y. Du, H. Fan, C. Ma，面向医学图像分割的协同外观与语义适应，《神经计算》491 (2022) 633–643。 doi:10.1016/j.neucom.2021.12.040. URL https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0925231221018738 [121] J. Jiang, H. Veeraraghavan，用于无监督多域MRI腹部器官分割的统一跨模态特征解耦器，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2020年，第347–358页。[122] Q. Xie, Y. Li, N. He, M. Ning, K. Ma, G. Wang, Y. Lian, Y. Zheng，通过解耦学习和自训练实现医学图像分割的无监督域适应，《IEEE医学影像汇刊》（2022）1–1doi:10.1109/TMI.2022.3192303。URL https://ieeexplore.ieee.org/document/9832940/ [123] V. V. Valindria, N. Pawlowski, M. Rajchl, I. Lavdas, E. O. Aboagye, A. G. Rockall, D. Rueckert, B. Glocker，从非配对图像进行多模态学习：应用于CT和MRI中的多器官分割，载于：2018 IEEE冬季计算机视觉应用会议（WACV），2018年，第547–556页。 doi:10.1109/WACV.2018.00066。[124] Q. Dou, C. Ouyang, C. Chen, H. Chen, B. Glocker, X. Zhuang, P.-A. Heng，PnP-AdaNet：即插即用对抗域适应网络及其在跨模态心脏分割中的基准测试，arXiv:1812.07907 [cs]（2018年12月）。URL [125] J. Yang, R. Zhang, C. Wang, Z. Li, X. Wan, L. Zhang，面向通过学习结构化语义一致性实现非配对多模态医学图像分割，技术报告 arXiv:2206.10571，arXiv，arXiv:2206.10571 [cs] 类型：文章（2022年6月）。URL [126] M. Sohail, M. N. Riaz, J. Wu, C. Long, S. Li，使用生成对抗网络进行非配对多对比度磁共振图像合成，载于：医学成像仿真与合成国际研讨会，施普林格，2019年，第22–31页。[127] H. Zhang, H. Li, J. R. Dillman, N. A. Parikh, L. He，使用可切换循环一致生成对抗网络进行多对比度MRI图像合成，《诊断学》12 (4) (2022) 816，出版商：MDPI。[128] B. Xin, Y. Hu, Y. Zheng, H. Liao，采用肿瘤一致性损失的多模态生成对抗网络用于脑部磁共振图像合成，载于：2020 IEEE第17届生物医学成像国际研讨会（ISBI），IEEE，2020年，第1803–1807页。[129] K. Bousmalis, N. Silberman, D. Dohan, D. Erhan, D. Krishnan，使用生成对抗网络进行无监督像素级域适应，载于：IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集，2017年，第3722–3731页。[130] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio，生成对抗网络，《ACM通讯》63 (11) (2020) 139–144。[131] J.-Y. Zhu, T. Park, P. Isola, A. A. Efros，使用循环一致对抗网络进行非配对图像到图像转换，arXiv:1703.10593 [cs]（2020年8月）。URL http://arxiv.org/abs/1703.10593 [132] S. Albarqouni, J. Fotouhi, N. Navab，X射线深度分解：揭示潜在结构，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2017年，第444–452页。[133] Y.-C. Liu, Y.-Y. Yeh, T.-C. Fu, S.-D. Wang, W.-C. Chiu, Y.-C. F. Wang，分离与适应：学习跨域解耦深层表征，载于：IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集，2018年，第8867–8876页。[134] X. Huang, M.-Y. Liu, S. Belongie, J. Kautz，多模态无监督图像到图像转换，载于：欧洲计算机视觉会议（ECCV）论文集，2018年，第172–189页。[135] H.-Y. Lee, H.-Y. Tseng, J.-B. Huang, M. Singh, M.-H. Yang，通过解耦表征实现多样化图像到图像转换，载于：欧洲计算机视觉会议（ECCV）论文集，2018年，第35–51页。[136] D. P. Kingma, M. Welling，自编码变分贝叶斯，arXiv预印本 arXiv:1312.6114。

[137] R. Jiao, Y. Zhang, L. Ding, R. Cai, J. Zhang，《有限标注学习：医学图像分割深度半监督学习综述》，arXiv:2207.14191 [cs]（2022年8月）。网址[138] A. Meyer, S. Ghosh, D. Schindele, M. Schostak, S. Stober, C. Hansen, M. Rak，不确定性感知时序自学习（uats）：前列腺分区及其他任务的分割半监督学习，《医学中的人工智能》116 2021 102073 doi:https:()..//doi.org/10.1016/j.artmed.2021.102073 网址[139] D.-H. Lee等，《伪标签：一种简单高效的深度神经网络半监督学习方法》，载于：表示学习挑战研讨会，ICML，第3卷，2013年，第896页。[140] Y. Zhou, Y. Wang, P. Tang, S. Bai, W. Shen, E. Fishman, A. Yuille，通过深度多平面协同训练进行半监督三维腹部多器官分割，载于：2019年IEEE冬季计算机视觉应用会议（WACV），IEEE，美国夏威夷州威可洛亚村，2019年，第121–140页。 doi:10.1109/WACV.2019.00020。网址[141] A. Zhao, G. Balakrishnan, F. Durand, J. V. Guttag, A. V. Dalca，利用学习得到的变换进行单次医学图像分割的数据增强，载于：IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，2019年，第8543–8553页。[142] S. Min, X. Chen, Z.-J. Zha, F. Wu, Y. Zhang，针对噪声标签半监督生物医学分割的双流互注意力网络，载于：AAAI人工智能会议论文集，第33卷，2019年，第4578–4585页，第01期。[143] D. Nie, Y. Gao, L. Wang, D. Shen，ASDNet：用于医学图像分割的基于注意力的深度半监督网络，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2018年，第370–378页。[144] Y. Xia, D. Yang, Z. Yu, F. Liu, J. Cai, L. Yu, Z. Zhu, D. Xu, A. Yuille, H. Roth，用于半监督医学图像分割和域适应的不确定性感知多视图协同训练，《医学图像分析》65（2020）101766，doi:10.1016/j.media.2020.101766。网址[145] M. N. Rizve, K. Duarte, Y. S. Rawat, M. Shah，为伪标签辩护：面向半监督学习的不确定性感知伪标签选择框架，arXiv预印本 arXiv:2101.06329。[146] H. Yao, X. Hu, X. Li，提升半监督领域泛化医学图像分割的伪标签质量，arXiv:2201.08657 [cs]（2022年3月）。网址[147] Y. Gal, Z. Ghahramani，将Dropout作为贝叶斯近似：表征深度学习中的模型不确定性，载于：国际机器学习会议，PMLR，2016年，第1050–1059页。[148] Q. Xie, M.-T. Luong, E. Hovy, Q. V. Le，通过带噪学生自训练提升ImageNet分类性能，载于：IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，2020年，第10687–10698页。[149] M. Sajjadi, M. Javanmardi, T. Tasdizen，利用随机变换与扰动进行深度半监督学习正则化，《神经信息处理系统进展》第29卷。[150] A. Rasmus, M. Berglund, M. Honkala, H. Valpola, T. Raiko，利用梯子网络进行半监督学习，《神经信息处理系统进展》第28卷。[151] S. Laine, T. Aila，用于半监督学习的Temporal Ensembling，arXiv预印本 arXiv:1610.02242。[152] A. Tarvainen, H. Valpola，Mean Teacher是更好的榜样：权重平均一致性目标提升半监督深度学习结果，《神经信息处理系统进展》第30卷。[153] Q. Xie, Z. Dai, E. Hovy, T. Luong, Q. Le，用于一致性训练的无监督数据增强，《神经信息处理系统进展》第33卷（2020）6256–6268。[154] G. Bortsova, F. Dubost, L. Hogeweg, I. Katramados, M. d. Bruijne，通过学习变换下的一致性进行半监督医学图像分割，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2019年，第810–818页。[155] H. Basak, R. Bhattacharya, R. Hussain, A. Chatterjee，一种简单得令人意外的半监督医学图像分割一致性正则化方法，arXiv:2202.00677 [cs, eess]（2022年2月）。网址[156] X. Luo, W. Liao, J. Chen, T. Song, Y. Chen, S. Zhang, N. Chen, G. Wang, S. Zhang，通过不确定性校正金字塔一致性实现鼻咽癌大体肿瘤体积的高效半监督分割，arXiv:2012.07042 [cs]arXiv：2012.07042。网址[157] Y. Meng, X. Chen, H. Zhang, Y. Zhao, D. Gao, B. Hamill, G. Patri, T. Peto, S. Madhusudhan, Y. Zheng，通过区域/边缘一致性实现形状感知的弱监督/半监督视盘及视杯分割，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2022年，第524–534页。[158] J. Peng, M. Pedersoli, C. Desrosiers，通过全局与局部互信息正则化提升半监督图像分割效果，arXiv:2103.04813 [cs]（2021年6月）。网址[159] L. Hu, J. Li, X. Peng, J. Xiao, B. Zhan, C. Zu, X. Wu, J. Zhou, Y. Wang，利用不确定性与注意力引导一致性进行半监督鼻咽癌分割，《知识型系统》239（2022）108021，doi:10.1016/j.knosys.2021.108021。网址[160] X. Li, L. Yu, H. Chen, C.-W. Fu, P.-A. Heng，通过变换一致性自集成模型进行半监督皮肤病变分割，编号：arXiv:1808.03887 arXiv:1808.03887 [cs]（2018年8月）。网址[161] X. Li, L. Yu, H. Chen, C.-W. Fu, L. Xing, P.-A. Heng，用于半监督医学图像分割的变换一致性自集成模型，编号：arXiv:1903.00348 arXiv:1903.00348 [cs]（2020年5月）。[162] H. Zhang, M. Cisse, Y. N. Dauphin, D. Lopez-Paz，Mixup：超越经验风险最小化，编号：arXiv:1710.09412 arXiv:1710.09412 [cs, stat]（2018年4月）。

网址[163] http://arxiv.org/abs/1710.09412 Z.-H. Zhou，弱监督学习简介，《国家科学评论》5（1）（2018）44–53，出版社：牛津大学出版社。[164] X. Luo, J. Chen, T. Song, G. Wang，通过双任务一致性进行半监督医学图像分割，载于：AAAI人工智能会议论文集，第35卷，2021年，第8801–8809页，第10期。[165] Y. Wu, Z. Ge, D. Zhang, M. Xu, L. Zhang, Y. Xia, J. Cai，医学图像分割的半监督互一致性学习，arXiv:2109.09960 [cs]（2022年7月）。网址[166] http://arxiv.org/abs/2109.09960 Z. Liu, C. Zhao，通过几何感知一致性训练进行半监督医学图像分割，编号：arXiv:2202.06104 arXiv:2202.06104 [cs, eess]（2022年2月）。网址[167] http://arxiv.org/abs/2202.06104 Y. Wang, H. Wang, Y. Shen, J. Fei, W. Li, G. Jin, L. Wu, R. Zhao, X. Le，利用不可靠伪标签进行半监督语义分割，编号：arXiv:2203.03884 arXiv:2203.03884 [cs]（2022年3月）。网址[168] http://arxiv.org/abs/2203.03884 X. Chen, H.-Y. Zhou, F. Liu, J. Guo, L. Wang, Y. Yu，MASS：利用未配对CT与MRI图像中的跨模态一致性进行模态协同半监督分割，《医学图像分析》80 2022 102506 doi:10.1016/j.media.2022.().. 102506 https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1361841522001530 网址[169] Y. Wu, Z. Wu, Q. Wu, Z. Ge, J. Cai，探索半监督医学图像分割中的平滑性与类别分离，arXiv:2203.01324 [cs, eess]（2022年6月）。网址[170] http://arxiv.org/abs/2203.01324 Y. Lin, H. Yao, Z. Li, G. Zheng, X. Li，为类别不平衡的弱监督膝关节分割校准标签分布，arXiv:2205.03644 [cs]（2022年5月）。网址[171] http://arxiv.org/abs/2205.03644 J. Chen，用于半监督医学图像分割的密集焦点损失不确定性教师，《生物与医学中的计算机》（2022）12。[172] X. Chen, Y. Yuan, G. Zeng, J. Wang，利用交叉伪监督进行半监督语义分割，编号：arXiv:2106.01226 arXiv:2106.01226 [cs]（2021年6月）。网址[173] http://arxiv.org/abs/2106.01226 A. Dosovitskiy, L. Beyer, A. Kolesnikov, D. Weissenborn, X. Zhai, T. Unterthiner, M. Dehghani, M. Minderer, G. Heigold, S. Gelly, J. Uszkoreit, N. Houlsby，一张图像胜过16×16个词：面向大规模图像识别的Transformer，编号：arXiv:2010.11929 arXiv:2010.11929 [cs]（2021年6月）。网址[174] http://arxiv.org/abs/2010.11929 Y. Xue, H. Tang, Z. Qiao, G. Gong, Y. Yin, Z. Qian, C. Huang, W. Fan, X. Huang，通过预测符号距离图进行形状感知器官分割，载于：AAAI人工智能会议论文集，第34卷，2020年，第12565–12572页，第07期。[175] J. Ma, J. Chen, M. Ng, R. Huang, Y. Li, C. Li, X. Yang, A. L. Martel，医学图像分割中的损失函数探索，《医学图像分析》71（2021）102035。[176] N. Heller, N. Sathianathen, A. Kalapara, E. Walczak, K. Moore, H. Kaluzniak, J. Rosenberg, P. Blake, Z. Rengel, M. Oestreich等，kits19挑战赛数据：300例肾肿瘤病例及其临床背景、CT语义分割和手术结果，arXiv预印本 arXiv:1904.00445。[177] P. Bilic, P. F. Christ, E. Vorontsov, G. Chlebus, H. Chen, Q. Dou, C.-W. Fu, X. Han, P.-A. Heng, J. Hesser等，肝肿瘤分割基准（LiTS），arXiv预印本 arXiv:1901.04056。[178] M. Hongdong, C. Guogang, Z. Shu, L. Shunkun, K. Deqing, L. Sicheng, P. Zeyu, W. Yan, C. Ying, D. Cuixia，基于部分监督学习、由压缩与注意力改进的多尺度器官图像分割方法，《Int J CARS》17（6）（2022）1135–1142。doi:10.1007/s11548-022-02632-0。网址[179] https://link.springer.com/10.1007/s11548-022-02632-0 X. Fang, P. Yan，利用多尺度特征抽象对部分标注数据集进行多器官分割，《IEEE医学成像汇刊》39（11）（2020）3619–3629。 doi:10.1109/TMI.2020.3001036。网址[180] https://ieeexplore.ieee.org/document/9112221 R. Huang, Y. Zheng, Z. Hu, S. Zhang, H. Li，通过对少器官数据集进行协同训练权重平均模型实现多器官分割，载于：医学图像计算与计算机辅助干预国际会议，施普林格，2020年，第146–155页。[181] Y. Zhou, X. Zhang, S. Feng, Y. Zhang, Yanfeng，面向多器官分割的不确定性感知增量学习，arXiv:2103 05227 。cs[ ] 2021（3月）。网址[182] http://arxiv.org/abs/2103.05227 B. Landman, Z. Xu, J. Igelsias, M. Styner, T. Langerak, A. Klein，MICCAI颅腔以外的多图谱标注研讨会与挑战赛，载于：MICCAI颅腔以外的多图谱标注研讨会与挑战赛论文集，第5卷，2015年，第12页。[183] A. L. Simpson, M. Antonelli, S. Bakas, M. Bilello, K. Farahani, B. Van Ginneken, A. Kopp-Schneider, B. A. Landman, G. Litjens, B. Menze等，用于开发和评估分割算法的大型标注医学图像数据集，arXiv预印本 arXiv:1902.09063。[184] H. R. Roth, A. Farag, E. Turkbey, L. Lu, J. Liu, R. M. Summers，来自胰腺CT的数据。癌症影像档案库，IEEE图像处理汇刊。[185] P. F. Raudaschl, P. Zaffino, G. C. Sharp, M. F. Spadea, A. Chen, B. M. Dawant, T. Albrecht, T. Gass, C. Langguth, M. Lthi, F. Jung, O. Knapp, S. Wesarg, R. Mannion-Haworth, M. Bowes, A. Ashman, G. Guillard, A. Brett, G. Vincent, M. Orbes-Arteaga, D. Crdenas-Pea, G. Castellanos-Dominguez, N. Aghdasi, Y. Li, A. Berens, K. Moe, B. Hannaford, R. Schubert, K. D. Fritscher，头颈部CT分割方法评估：2015年自动分割挑战赛，《医学物理学》44（5）（2017）2020–2036。 doi:10.1002/mp.12197。

https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mp.12197
URL[186] K. Clark, B. Vendt, K. Smith, J. Freymann, J.

Kirby, P. Koppel, S. Moore, S. Phillips, D. Maffitt, M. Pringle, L. Tarbox, F. Prior，《癌症影像档案》（TCIA）：维护和运营公共信息存储库，《数字影像杂志》26（6）（2013）1045–1057，doi:10.1007/s10278-013-9622-7。URL
http://link.springer.com/10.1007/s10278-013-9622-7
[187] M. Vallieres, E. Kay-Rivest, L. J. Perrin, X. Liem, C.

Furstoss, H. J. Aerts, N. Khaouam, P. F. Nguyen-Tan, C.-S. Wang, K. Sultanem 等，头颈癌肿瘤治疗失败风险评估的影像组学策略，《科学报告》7（1）（2017）1–14，出版方：Nature Publishing Group。[188] X. Xu, P. Yan，基于部分标注数据的联邦多器官分割，arXiv:2206.07156 [cs, eess]（2022年6月）。URL
http://arxiv.org/abs/2206.07156
[189] K. Dmitriev, A. E. Kaufman，从

单类别数据集中学习多类别分割，载于：2019年IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR），IEEE，美国加利福尼亚州长滩，2019年，第9493–9503页，doi:10.1109/CVPR.2019.00973。URL
https://ieeexplore.ieee.org/document/8953428/
[190] T. Heimann, B. Van Ginneken, M. A. Styner, Y. Arzhaeva, V.

Aurich, C. Bauer, A. Beck, C. Becker, R. Beichel, G. Bekes 等，CT数据集肝脏分割方法的比较与评估，《IEEE医学影像汇刊》28（8）（2009）1251–1265，出版方：IEEE。[191] G. Zhang, Z. Yang, B. Huo, S. Chai, S. Jiang，利用半监督条件 nnU-Net，对来自部分标注数据集的肺癌CT图像中的危及器官和肿瘤进行自动分割，《生物医学中的计算机方法与程序》211 2021 106419 doi:（）。
10.1016/j.cmpb.2021.106419 https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169260721004934
。URL[192] J. Zhang, Y. Xie, Y. Xia, C. Shen,

DoDNet：从多个部分标注数据集中学习多器官和肿瘤分割，载于：2021年IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR），IEEE，美国田纳西州纳什维尔，2021年，第1195–1204页，doi:10.1109/CVPR46437.2021.00125。URL
https://ieeexplore.ieee.org/document/9578768/
[193] F. Shi，深度学习助力全身危及器官体积勾画，以加速放射治疗，

《自然通讯》（2022年）13。[194] F. Liang, P. Qian, K.-H. Su, A. Baydoun, A. Leisser, S. Van Hedent, J.-W. Kuo, K. Zhao, P. Parikh, Y. Lu, B. J. Traughber, R. F. Muzic，腹部多器官自动轮廓勾画方法，用于在线自适应磁共振引导放射治疗：一种智能多层级融合方法，《医学中的人工智能》90（2018）34–41。doi:https://doi.org/10.1016/j.artmed.2018.07.001。[195] Z. Ke, D. Wang, Q. Yan, J. Ren, R. W. Lau，双学生：突破半监督学习中教师模型的局限，载于：IEEE/CVF国际计算机视觉大会论文集，2019年，第6728–6736页。[196] Y. Wang, Q. Yao, J. T. Kwok, L. M. Ni，从少量示例中泛化：小样本学习综述，《ACM计算调查》（csur）53（3）（2020）1–34，出版方：ACM New York, NY, USA。[197] S. Hansen, S. Gautam, R. Jenssen, M. Ka mpffmeyer，受异常检测启发的基于超体素自监督小样本医学图像分割，《医学图像分析》78（2022）102385。[198] T. Chen, S. Kornblith, M. Norouzi, G. Hinton，视觉表征对比学习的简单框架，载于：国际机器学习会议，PMLR，2020年，第1597–1607页。[199] K. He, H. Fan, Y. Wu, S. Xie, R. Girshick，用于无监督视觉表征学习的动量对比，载于：IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，2020年，第9729–9738页。[200] J. Wang, X. Li, Y. Han, J. Qin, L. Wang, Z. Qichao，有限标注下用于危及器官和大体肿瘤体积分割的分离式对比学习，载于：AAAI人工智能会议论文集，第36卷，2022年，第2459–2467页。[201] K. Men, J. Dai, Y. Li，利用深度空洞卷积神经网络对直肠癌计划CT中的临床靶区和危及器官进行自动分割，《医学物理学》44（12）（2017）6377–6389，出版方：Wiley Online Library。