

**本科毕业论文（设计、创作）**

**开 题 报 告**

**题　　目：**　　**基于AI的心脏图像检测系统设计与实现**

**题目类别：□论文 □设计 □创作 □调查报告 □其他**

**学生姓名： 凌兴 学号： X02014156**

**所在院系：计算机科学与技术学院 专业：计算机科学与技术**

**导师姓名： 杜秀全 职称： 副教授**

**开题时间：　 　　　　　　　　年　 　　　　　　　 　月**

**安徽大学教务处　制**

**填 写 说 明**

**一、指导教师下达《本科毕业设计论文(设计、创作)任务书》后，学生在开题答辩前登录实践教育服务平台的毕业论文管理系统，下载《本科毕业设计论文(设计、创作)开题报告》模板。**

二、根据任务书要求，尽快查阅文献、检索信息，填写开题报告中的研究方案等信息，并及时上传至系统。导师认真审阅开题报告并在“导师对开题前准备工作的评价及开题意见”栏内填写意见，应不少于100字，内容包括：①选题质量评价；②文献准备情况评价；③研究方案评价；④开题方面存在的主要问题和不足等，定稿后上传至系统，导师审核通过方可开题。

三、答辩（二次答辩）结束后，学生下载打印最新版本的开题报告，请导师签字后，将纸质材料交院系教学办公室装订和存档。

|  |
| --- |
| **一、研究（设计、创作）方案和主要内容（主要包括论文选题依据、研究内容、理论和实践意义、研究方法和手段、撰写提纲、研究进度、参考文献等）** |
| 一、研究意义  根据《中国心血管病报告》一文，我国目前心血管疾病患者的人数更是高达3.2亿[1]，而心血管疾病却具有很高的死亡率，世界卫生组织的调查结果显示，全球超30%的死亡是由心血管疾病引起。目前，心血管疾病在中国已经成为了人们健康的主要杀手之一。  心血管疾病种类很多，包括冠心病、高血压、风湿性心脏病、肺源性心脏病、先天性心脏病等，且大部分心血管疾病都伴随有心血管结构的改变，例如肺源性心脏病是一种由于肺动脉高压引起右心室肥大和左心室射血减少的一种心脏疾病[2]；风湿性心脏病则会有左心房和右心室增大等等[3]。  医学影像是一种通过不同的成像技术，如X射线、超声波、计算机断层扫描（CT）、磁共振成像（MRI）、正电子发射断层扫描（PET）等，来获取人体内部结构、功能和病变信息的技术和图像。这些影像可以帮助医生进行诊断、治疗和监测疾病的进展。实际上，在临床上对于心血管疾病的诊断，计算机断层扫描（CT）和磁共振成像（MRI）是两种最常见的检查方法。近年来，随着医学影像技术的不断发展和普及，越来越多心血管疾病患者会进行医学影像检查，而传统的人工手动处理影像样本的方法需要具有专业知识的医生参与，且易受医生主观因素影响，因此难免存在标准不一、效率不高等缺点。实际上，一位具有专业知识的医生若手动对一个病患的心脏影像数据进行像素级标注，这一过程需要消耗数小时，因此在国内这种医生少而病人多的情况下，心血管疾病给医疗系统带来的压力是巨大的。  随着人工智能技术的发展，基于深度学习的医学影像处理方法在近些年来受到了广泛关注，其能够辅助医生进行医疗诊断、消除部分主观因素的影响和提高诊断效率，因此其顺理成章的成为了当今研究的热点之一。  二、研究内容  图像语义分割一直都是基于深度学习的计算机视觉的一项研究内容，而心脏的全自动分割也输入这个范畴。心脏各结构分割是指从心脏影像中（一般为CT或MRI）对所有像素按照所属心脏结构类别进行分类，以划分出不同的心脏区域，包括左心室（LV）、右心室（RV）、左心房（LA）、右心房（RA）、升主动脉（AA）和左心室心肌（Myo）等部位，如图 1所示。  图 1 带像素级标注心脏CT图像（左上）、带像素级标注MRI图像（右上）、心脏3D模型（下）  如前文所述，若完全仅由医生手动进行心脏分割，效率势必不高，若实现心脏的全自动分割则能辅助医生高效率地进行医学诊断，对于病患治疗有很大帮助，而基于深度学习的心脏全自动分割方法具有高效率以及高质量的优点，因此本文研究内容为基于深度学习的心脏全自动分割方法。  三、本文结构安排  接下来，本文将会针对基于深度学习的心脏医学影像的语义分割问题，从不同角度提出目前方案存在的一些问题以及提供相应的解决方案，研究内容安排如图 2，具体来说，在第四节的1、2小节中，本文主要介绍全监督学习和半监督学习，并总结它们的优缺点；再在第四节的第3小节讨论目前深度学习网络模型结构的一些主流改进方法以及给出它们可能存在的缺陷；之后在4小节介绍数据增强技术的不同种类，并对于不同种类的方法做出评价；之后，本文在第五节讨论通过任务一致性约束和特征循环的方式缓解边界分类模糊的问题以及对于难以获得大量标注数据的问题提出利用循环一致性约束和扩散模型扩大数据集的解决方案。  四、国内外研究现状  图 2 本文研究内容部分安排  随着计算机算力的不断提升和深度学习算法的不断改进，基于深度学习的方法已经成为当前研究的热点，而计算机视觉领域的语义分割任务也随着深度学习的发展获得了长足的进步，越来越多的医疗人员和科研工作者开始使用深度学习方法对心脏医学影像进行结构的分割[4]  本节将聚焦于心脏医学影像分割技术，先介绍半监督深度学习与全监督学习的差别和优点，再介绍近些年来在医学影像场景下的基础网络结构的改进和缺陷，最后介绍医学影像场景下的数据增强方法的进展和缺点。  1、全监督学习  全监督学习是深度学习方法中应用度最高的一种模型学习方式,数据集中的每个样本都含有对应的真实标签。全监督学习的训练过程中会也仅会使用到每一个训练样本所对应的真实标签去使神经网络模型得以学习。近年来许多成功的方法都是基于全监督学习，如Isensee等人提出的模型自动训练框架nnUNet[5]等。然而尽管全监督学习具有收敛快，准确率高的特点，但是它同时也需要大量的标注数据进行训练，实际上，带标注的医学影像数据十分稀少，一方面由于需要耗费医生大量时间精力，另一方面也有医学伦理的约束限制。因此，在医学影像相关数据缺乏的背景下，采用新方法尽量环境数据缺乏带来的问题就至关重要。  2、半监督学习  深度学习方法在医学图像分割任务中的成功通常依赖大量的有真实标签的数据，然而在实际环境中，即使容易获取大量图像，对医学图像数据做专业标注却是一个极其耗时耗力且昂贵的过程。在这样的情况下，如何继续利用大量丰富的数据来进行深度学习任务的训练以达到提升模型性能的目的，这是一个非常重要的难题与挑战。答案就是利用半监督学习的方式来对极少量有标注数据和大量无标注数据进行合理有效的利用，半监督学习的特点和研究意义在于既能有效的缓解数据标注的各方面压力，也能得到接近全监督算法得到的分割效果。Bai 等人[6]的研究中提出了一种名为 Semi-FCN 的方法，该方法通过在训练过程中整合有标注和无标注的数据来进行心脏 MRI 分割的自我训练。还有 Luo 等人[7] 则将流行的具有对长足信息进行关系建模能力的自注意力方法 Transformer 首次引入半监督任务中，通过将其与 CNN 结合，在协同训练的基础上各自制造伪标签进行互相监督，进一步将半监督学习方法做了有效融合，得到了更好的效果。此外还有基于一致性的正则化的方法[8–10]也已被普遍认为是提高半监督学习模型性能的有效方法。这些方法在一定程度上都是非常具有建设性的，但是如何更有效地利用无标注数据仍然是这些半监督学习方法中最受关注的问题之一。  3、网络结构  由于医学影像具有病灶形状变化大、图像质量参差不齐以及不同病患之间的差异大等问题，得到一个鲁棒性强、准确度高的算法模型十分具有难度。目前，已经有许多基于卷积神经网络的深度模型被提出用于解决这些问题，如2015年提出的UNet网络[11]，还有之后在此基础之上进行改进提出的UNet++[12]、3D-UNet[13]等，此外还有许多基于注意力机制改进的模型，如Shen等人在2019年基于注意力机制改进的3D FCN[14]，和在2019年Schlemper等人提出的Attention Gated Networks[15]等，然而上述通过添加额外网络结构或注意力机制会不可避免地大量增加数据量和计算量，导致效率降低，因此如何以较小开销提升网络性能仍有待进一步研究。  4、数据增强  前文提到基于深度学习的方法通常都需要获取大量具有像素级标注的数据以用于提高模型的泛化能力，然而医学影像的数据相当稀缺，因为对数据的标注需要消耗具有专业知识医生的大量时间和精力，因此想获得大规模数据具有难度。目前，针对该问题大致有如下三种处理方法：  （1）基本数据增强，通过对原始数据添加噪声[16]和尺度变换等方式产生更多数据，但这类处理方式过于简单，在处理医学影像的复杂数据时不足以让模型获得更多的泛化性能。  （2）迁移学习，这种方法通常包括预训练和微调两部分，首先将模型在易于获得的大规模影像数据上训练，如自然影像数据，之后再将训练好的模型在特定数据集上进行训练[17]，然而自然影像数据和医学影像数据的差别通常很大，因此其提供的无效特征很多而有效特征有限。  （3）图像生成模型，近年来生成对抗网络[18]不仅在传统图像生成领域获得了成功，如StyleGAN[19]等，还在医学影像领域取得了长足发展[9,20]。然而，生成对抗网络由于梯度不稳定和收敛困难等原因难以训练。实际上，医学影像有许多不同的数据模态，如MRI和CT，而大部分方法仅限于针对某个特定模态的带标签数据提出了解决方案，因此有部分基于生成对抗网络的方法尝试将不同模态之间的数据进行转换以扩充某个特定模态的数据，因此如何利用不同模态的带标签数据对模型的泛化能力进行提升就成为了一个具有价值的研究方向。扩散模型[21,22]是近年涌现出的一类具有强大泛化能力的新型深度模型，以其为基础的改进也在传统图像生成领域的许多方面超越了生成对抗网络。然而，目前将扩散模型应用到医学影像生成领域的研究较少，且在不同域的医学影像翻译方面通常需要难以获得的成对不同域数据。  五、研究方法  针对目前研究存在的问题，本文计划在三个方面进行改进，具体来说，针对边界分类模糊不清问题，首先通过边界分类任务与分割任务的一致性增强边界分类效果；同时以特征循环的方式将边界分类结果输入网络以指导后续任务的进行；其次针对医学影像数据稀缺问题，一方面通过扩散模型和循环一致性将带标签的MRI数据高效的转为带标签的CT数据，从而通过扩充数据提高模型泛化能力；另一方面通过伪标签学习方法减少MRI数据和CT数据之间存在的语义鸿沟带来的负面影响。本节将会先介绍针对边界分类模糊不清问题的解决方案，这一阶段的解决方案均为有监督训练，之后会介绍如何通过半监督训练方法——循环一致性进行扩散模型的训练和利用有标签的MRI图像增强CT图像的预测效果。  图 3 通过引入任务一致性和特征循环提高模型泛化能力   1. 边界分类任务与分割任务的一致性   本小节介绍如何利用边界分类任务与分割任务的一致性进行网络的训练。框架如图 3所示，在训练时网络不仅输出像素级分割预测结果，还同时输出对于当前预测结果的轮廓感知结果，由于像素级分割结果和轮廓预测结果仅是相同预测结果的不同的表示，因此它们之间应当具有一致性。这里通过将轮廓预测结果进行像素填充得到像素级分割结果，并将其与分割预测结果计算损失计算得到，具体来说：  其中 表示心脏区域类别总数， 表示某一个心脏功能区， 表示对该数据上所有像素进行求和运算， 表示第 类对应的预测结果上第 个位置上的值， 表示其上真实的标签。对于有监督训练损失，其计算过程与相同，仅有计算对象的改变。   1. 特征循环   本小节介绍如何通过特征循环的方式向模型引入较强的先验知识从而辅助预测，如图 3，具体来说，将前一轮的轮廓预测结果特征图保存，在下一轮的预测开始时将其与带预测图像一同输入网络中，这样做是由于心脏的不同结构的分布在空间上是连续的，因此上一轮的预测结果可以在一定程度上指示下一轮的大致预测位置，所以这里利用轮廓预测结果引入这种强先验知识以提高模型预测泛化能力和准确率。  图 4 通过循环一致性扩散模型将MRI图像转换为CT图像   1. 循环一致性扩散模型   本小节介绍循环一致性扩散模型。如图 4，与普通的扩散模型不同，循环一致性扩散模型思想与CycleGAN[10]类似，通过构造一个从MRI域到CT域的扩散模型生成器和CT域到MRI域的扩散模型生成器，原理是将MRI图像转换为CT图像，再将转换后的CT图像转换为MRI图像，该MRI图像与源MRI图像理论上应当相同，CT图像相同，因此将它们进行循环一致性损失计算，从而约束不配对的数据域之间的风格转换。循环一致性损失可表示为如下数学公式：  其中，为源模态心脏 MRI 数据，为目标模态心脏 CT 数据， 表示生成器根据生成的目标模态CT风格数据重建的源域MRI数据， 表示像素级 损失函数，表示生成器重建的目标域 CT 数据。此外，为CT域到MRI域的对抗训练损失，表示如下：  为MRI域到CT域的对抗训练损失，表示如下：  在图像风格差异大且没有配对数据的情况下，使用基于循环一致性的扩散模型在不同模态之间的转换是一个有效的方法，它能将较大的不同模态的数据分布差异转换为较小的生成数据和真实数据之间的差异。  4、总体框架图  图 5 总体框架图  综上所述，本方法针对MRI和CT数据的不同可分为两种处理方式，如图 5，第一种在处理带标签的MRI图像时使用，首先将MRI图像通过扩散模型转换为CT图像，然后再将其输入分割网络中进行训练，之后流程与图 3相同，此时使用MRI图像的标签；第二种在处理带标签的CT图像时使用，这里直接将CT图像送入分割网络中进行训练，流程与图 2相同，此时使用CT图像的标签。  六、研究进度  1、确定选题、收集资料：2023.11——2023.12  2、文献调研与综述：2024.1——2024.2  3、撰写开题报告：2024.2——2024.3  4、进行实验研究：2024.3——2024.4  5、论文完成初稿并进行修改定稿：2024.4——2024.5  7、提交论文进行答辩：2024.5——2024.6  七、参考文献  [1] 《中国心血管健康与疾病报告2022》概要[J]. 中国介入心脏病学杂志, 2023, 31(7): 485-508.  [2] 刘淑君, 应长富, 汤一, 等. 肺源性心脏病引起的左心功能损害[C/OL]. 中国医药信息学会心功能专业委员会, 1990: 1. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=HboJJBuTKtTiRev2WpnsdXdpK9PpmPooSfoKM2encs2\_MNedBmMQA2WavAEs1V78uUvUgPP4CCK5DUnoC7KwdJ-6h7TdrIsPWU05CL8Br4FOZEVy64xblw==&uniplatform=NZKPT&language=gb.  [3] 端知加. 风湿性心脏病症状及预防的体会[C/OL]. 2015: 2. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=HboJJBuTKtTz9ePcqVL5xszdvHn3SP0KdfX8LokFjQUOxGAXG5HqJj3uc7aa6fnL44TVZ3avEE5fb5\_VaWrPgP-hHj9UUkyR2cn\_Wfvkx3CZC0U4s0U2FS3iAsgDh6E\_&uniplatform=NZKPT&language=gb.  [4] XIONG Z, FEDOROV V V, FU X, 等. Fully Automatic Left Atrium Segmentation From Late Gadolinium Enhanced Magnetic Resonance Imaging Using a Dual Fully Convolutional Neural Network[J/OL]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 38(2): 515-524. DOI:10.1109/TMI.2018.2866845.  [5] ISENSEE F, JAEGER P F, KOHL S A A, 等. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation[J/OL]. Nature Methods, 2021, 18(2): 203-211. DOI:10.1038/s41592-020-01008-z.  [6] BAUR C, ALBARQOUNI S, NAVAB N. Semi-Supervised Deep Learning for Fully Convolutional Networks: 卷 10435[M/OL]. 2017: 311-319[2024-02-26]. http://arxiv.org/abs/1703.06000. DOI:10.1007/978-3-319-66179-7\_36.  [7] LUO X, HU M, SONG T, 等. Semi-Supervised Medical Image Segmentation via Cross Teaching between CNN and Transformer[EB/OL]//arXiv.org. (2021-12-09)[2024-02-26]. https://arxiv.org/abs/2112.04894v2.  [8] TARVAINEN A, VALPOLA H. Mean teachers are better role models: Weight-averaged consistency targets improve semi-supervised deep learning results[M/OL]. arXiv, 2018[2024-02-26]. http://arxiv.org/abs/1703.01780. DOI:10.48550/arXiv.1703.01780.  [9] WANG R, ZHENG G. CyCMIS: Cycle-consistent Cross-domain Medical Image Segmentation via diverse image augmentation[J/OL]. Medical Image Analysis, 2022, 76: 102328. DOI:10.1016/j.media.2021.102328.  [10] LU Y, TAI Y W, TANG C K. Attribute-Guided Face Generation Using Conditional CycleGAN[M/OL]. arXiv, 2018[2024-02-26]. http://arxiv.org/abs/1705.09966. DOI:10.48550/arXiv.1705.09966.  [11] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[EB/OL]//arXiv.org. (2015-05-18)[2024-02-26]. https://arxiv.org/abs/1505.04597v1.  [12] PAN L S, LI C W, SU S F, 等. Coronary artery segmentation under class imbalance using a U-Net based architecture on computed tomography angiography images[J/OL]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 14493. DOI:10.1038/s41598-021-93889-z.  [13] CHEN F, WEI C, REN S, 等. Notice of Retraction: Coronary Artery Lumen Segmentation in CCTA Using 3D CNN with Partial Annotations[C/OL]//2021 IEEE 18th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). Nice, France: IEEE, 2021: 1107-1111[2023-05-25]. https://ieeexplore.ieee.org/document/9434025/. DOI:10.1109/ISBI48211.2021.9434025.  [14] SHEN Y, FANG Z, GAO Y, 等. Coronary Arteries Segmentation Based on 3D FCN With Attention Gate and Level Set Function[J/OL]. IEEE Access, 2019, 7: 42826-42835. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2908039.  [15] SCHLEMPER J, OKTAY O, SCHAAP M, 等. Attention gated networks: Learning to leverage salient regions in medical images[J/OL]. Medical Image Analysis, 2019, 53: 197-207. DOI:10.1016/j.media.2019.01.012.  [16] CHAITANYA K, KARANI N, BAUMGARTNER C F, 等. Semi-supervised task-driven data augmentation for medical image segmentation[J/OL]. Medical Image Analysis, 2021, 68: 101934. DOI:10.1016/j.media.2020.101934.  [17] LITJENS G, KOOI T, BEJNORDI B E, 等. A survey on deep learning in medical image analysis[J/OL]. Medical Image Analysis, 2017, 42: 60-88. DOI:10.1016/j.media.2017.07.005.  [18] MAKHZANI A, SHLENS J, JAITLY N, 等. Adversarial Autoencoders[EB/OL]//arXiv.org. (2015-11-18)[2024-02-26]. https://arxiv.org/abs/1511.05644v2.  [19] WANG X, GUPTA A. Generative Image Modeling using Style and Structure Adversarial Networks[EB/OL]//arXiv.org. (2016-03-17)[2024-02-26]. https://arxiv.org/abs/1603.05631v2.  [20] ZHENG Y, WANG B, HONG Q. UGAN: Semi-supervised Medical Image Segmentation Using Generative Adversarial Network[C/OL]//2022 15th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). Beijing, China: IEEE, 2022: 1-6[2023-05-30]. https://ieeexplore.ieee.org/document/9980009/. DOI:10.1109/CISP-BMEI56279.2022.9980009.  [21] HO J, JAIN A, ABBEEL P. Denoising Diffusion Probabilistic Models[EB/OL]//arXiv.org. (2020-06-19)[2024-02-26]. https://arxiv.org/abs/2006.11239v2.  [22] SOHL-DICKSTEIN J, WEISS E A, MAHESWARANATHAN N, 等. Deep Unsupervised Learning using Nonequilibrium Thermodynamics[EB/OL]//arXiv.org. (2015-03-12)[2024-02-26]. https://arxiv.org/abs/1503.03585v8. |
| **二、导师对开题前准备工作的评价及开题意见** |
| **导师对开题前准备工作的评价**  **是否同意开题：　同意/不同意　　　　　　　 导师签字：**  **年 月 日** |