

2023 | 中国高校计算机大赛  
网络技术挑战赛



# 医心相印



## 基于联邦学习的智慧医学影像解析系统

所在赛道与赛项：A



## 目录

1. 目标问题与意义价值.....	3
1.1 项目背景 .....	3
1.1.1 医疗健康产业升级增速, 政策保驾护航 .....	3
1.1.2 医学成像技术快速发展, 未来市场广阔 .....	3
1.1.3 深度学习赋能影像标注, 机遇挑战并存 .....	4
1.1.4 开发影像解析综合平台, 医诊全新思路 .....	5
1.2 问题分析 .....	5
1.2.1 影像标注问题 .....	6
1.2.2 诊断分析问题 .....	6
1.2.3 模型训练问题 .....	7
1.2.4 医患沟通问题 .....	7
1.3 需求概述 .....	7
1.3.1 客户群体 .....	7
1.3.2 业务场景 .....	8
1.3.3 业务目标 .....	10
1.4 系统功能 .....	11
1.5 意义价值 .....	14
2. 设计思路与方案.....	15
2.1 设计思路 .....	15
2.2 技术路线 .....	16
2.2.1 架构设计 .....	16
2.2.2 开发路线 .....	18
2.3 总体设计 .....	19
2.3.1 智能标注设计 .....	20
2.3.2 辅助诊断设计 .....	21
2.3.3 联邦训练设计 .....	21
2.3.4 医疗随访设计 .....	21
3. 方案实现.....	23
3.1 智能标注模块 .....	23
3.3.1 医学影像预处理 .....	23
3.3.2 影像推理标注 .....	24
3.3.3 影像分割优化 .....	26
3.2 辅助诊断模块 .....	27
3.2.1 前景分析 .....	28
3.2.2 数据统计 .....	29
3.3 联邦训练模块 .....	30
3.3.1 声誉计算 .....	31
3.3.2 客户端选择 .....	32
3.3.3 最优训练决策 .....	33
3.4 医疗随访模块 .....	34
3.4.1 智能问答 .....	35

3.4.2 患者管理 .....	37
3.5 关键技术.....	38
4. 应用效果.....	40
4.1 智能标注运行效果.....	40
4.1.1 数据导入\导出 .....	40
4.1.2 快速分割.....	41
4.1.3 数据展示.....	41
4.1.4 标签管理.....	44
4.2 辅助诊断运行效果.....	44
4.2.1 数据分析.....	44
4.2.2 数据管理.....	45
4.3 联邦训练运行效果.....	46
4.3.1 资源管理.....	46
4.3.2 任务管理.....	47
4.4 医疗随访运行效果.....	47
4.4.1 在线问诊.....	47
4.4.2 智能问诊.....	48
4.5 分布式对象存储.....	48
5. 创新与特色.....	50
5.1 慧眼识别众影像，智能标注繁化简 .....	51
5.2 病理解析隐患除，个性诊断脉络请 .....	51
5.3 联邦训练高可靠，部门协作破孤岛.....	51
5.4 随访跟踪效率高，精准施治病患安.....	52
5.5 对象存储高可用，海量数据快读写.....	52
6. 总结与展望.....	53

## 1.目标问题与意义价值

本章主要从项目背景、问题分析、需求概述、系统功能和意义价值五个方面对《医心相印》进行介绍。

### 1.1 项目背景

**3D 影像**（如 DR、CT、核磁共振(MRI)）作为医学影像的重要分支，能够以多角度、多层次的展示方式提供更加精准的空间信息和结构信息来**辅助医生提升诊断效率**。然而目前国内 3D 医疗影像数据解析平台建设过程中存在着**影像数据标注质量差、分析效率低、安全风险高以及缺乏高效医疗随访手段**等四大主要缺陷。

为了更好地使用前沿 AI 技术辅助医生快速标注分析、帮助患者更快地获得影像检查结果与医疗服务体验，本作品《医心相印-基于联邦学习的医疗影像数据解析平台》采用**医学影像分割、联邦学习、知识图谱和分布式对象存储**等前沿核心技术，设计并开发一个集成**智能标注、辅助诊断、联邦训练和医疗随访**等四大功能模块的涵盖**临床医疗诊、断、疗全流程的一体化医疗影像数据解析平台**，进一步加强新一代智能技术与医学的深度融合，响应“健康中国”国家发展战略，为“全民健康”做出应有的贡献。

#### 1.1.1 医疗健康产业升级增速，政策保驾护航

2022 年底，我国发布了《“十四五”全民健康信息化规划》，以数字化、网络化、智能化转型推动卫生健康工作实现质量变革，进一步夯实全民健康信息化新基建。可见，不断把数字化、网络化和智能化等新兴技术应用到医疗健康卫生领域将是大势所趋。“**智慧医疗**”平台建设的步伐正不断加快，这对医疗行业发展起到了积极的推动作用，也为面向患者提供“**智慧医疗服务**”带来新的机会与课题。

#### 1.1.2 医学成像技术快速发展，未来市场广阔

随着医学影像成像技术和成像设备的快速发展和普及，全球每天产生大量的医学影像数据，借助计算机进行**医学影像分析在疾病预防、临床诊断、治疗方案**

制定中的重要性日益凸显。图 1-1 展示了中康产业资本研究中心发布的中国医学影像诊断市场规模及预测。

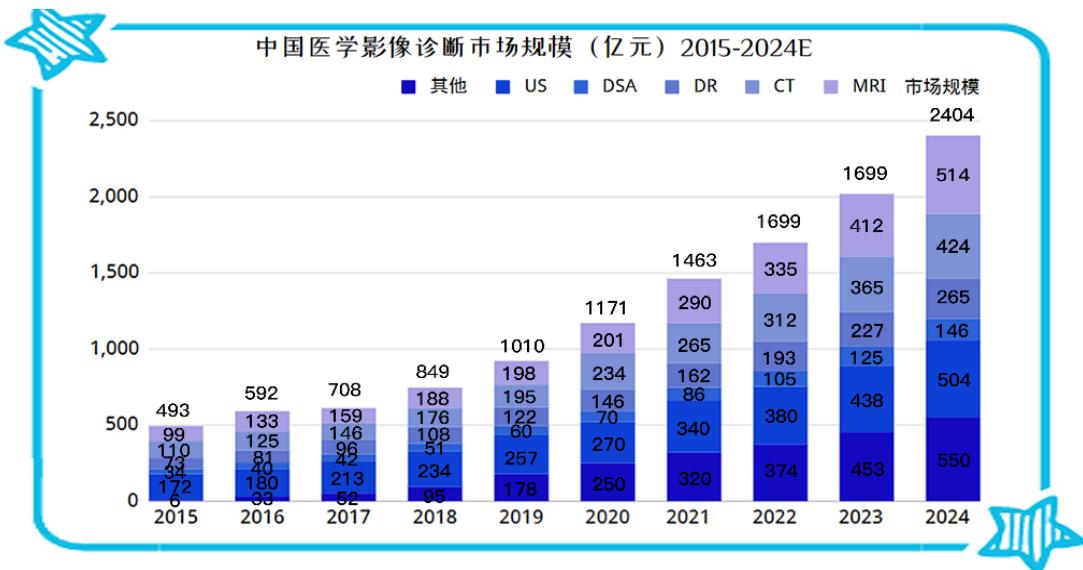


图 1-1 中国医学影像诊断市场规模

由图 1-1 可知，中国医学影像诊断市场规模稳步增长，前景广阔，预计在 2024 年达到 2404 亿元。人均收入水平提升和民众健康卫生支出意识的觉醒成为未来医学影像诊断市场增长的主要驱动力，其中 3D 影像（如 DR、CT、核磁共振(MRI)）作为医学影像的重要分支，能够以多角度、多层次的展示方式提供更加精准的空间信息和结构信息来辅助医生提升诊断效率。

### 1.1.3 深度学习赋能影像标注，机遇挑战并存

当前，“AI+医疗”步入发展快车道，人工智能技术在解析海量医学数据、辅助疾病研判、提升医疗服务效率等方面发挥了巨大的优势。尤其是在医疗影像领域，人工智能的应用场景涵盖了早期的医疗影像标注、诊断到中后期的治疗、随访等，市场空间可观。根据灼识报告，以医疗机构终端口径测算，国内人工智能医学影像市场规模有望从 2020 年的不到 10 亿元增长至 2025 年的 442 亿元，年复合增长率高达 135%。全球来看，预计人工智能医学影像市场有望从 2020 年的不到 10 亿美元增长至 2025 年的 646 亿美元，年复合增速有望达到 147%。然而 3D 医疗影像的标注工作对医护人员专业知识要求较高，繁重且重复性强的手工标注工作仅能由专业的影像科医生完成；另一方面，3D 医疗影像在医学检查中

愈发常见，对阅片专家的需求也在增加。随着 AI 技术的发展，我们看到了使用深度学习模型辅助医生快速标注影像、诊治疾病的可能。

然而由于医学影像数据的高敏感性，各医院为了保护患者隐私数据安全不愿对外共享其本地数据集合，进而形成了医疗领域的“信息孤岛”，这给针对特定医学影像的标注模型的训练带来挑战。同时，值得注意的是，在实际临床疾病诊、断、疗全流程中，影像标注和模型训练仅是完成了“诊”环节，帮助主治医生获取到了更直观的病患身体影像特征信息，医生还需基于标注后的影像数据进行病情分析诊断，并通过医疗医患交互来评估治疗效果和监测病情进展，进而实现疾病的“断”与“疗”，而精准的病情监测分析与高效的医疗交互方式在医疗数据解析平台的诊断分析和医疗随访能力方面提出很高的要求。建立一个打通模型训练、智能标注、辅助诊断和医疗随访的涵盖临床疾病诊、断、疗全流程的综合医学影像智能解析平台为时代所需。

#### 1.1.4 开发影像解析综合平台，医诊全新思路

《医心相印——基于联邦学习的智慧医学影像解析系统》综合现有数据资源与服务，利用人工智能、分布式存储、大数据等信息技术，基于 Web 端进行开发，采用医学影像分割、分布式对象存储、联邦学习、知识图谱等前沿核心技术，设计并开发了一个医学影像智能解析平台，实现从医学影像标注、标注模型训练、影像数据分析和医患医疗随访，方便医疗从业者安全训练医疗标注模型、快速标注医学影像、精准分析病理数据并高效进行医患医疗沟通。打通了从数据处理、模型训练、可视化验证、部署到医疗数据分析和医疗随访等各个环节，为临床医疗中诊、断、疗全流程问题提供全新解决方案，最大限度地推进医疗产业的智能化、数字化转型。

## 1.2 问题分析

基于前文的描述，目前在推进 AI 赋能的 3D 医学数据智能解析平台建设的过程中遇到了如图所示四大痛点问题：

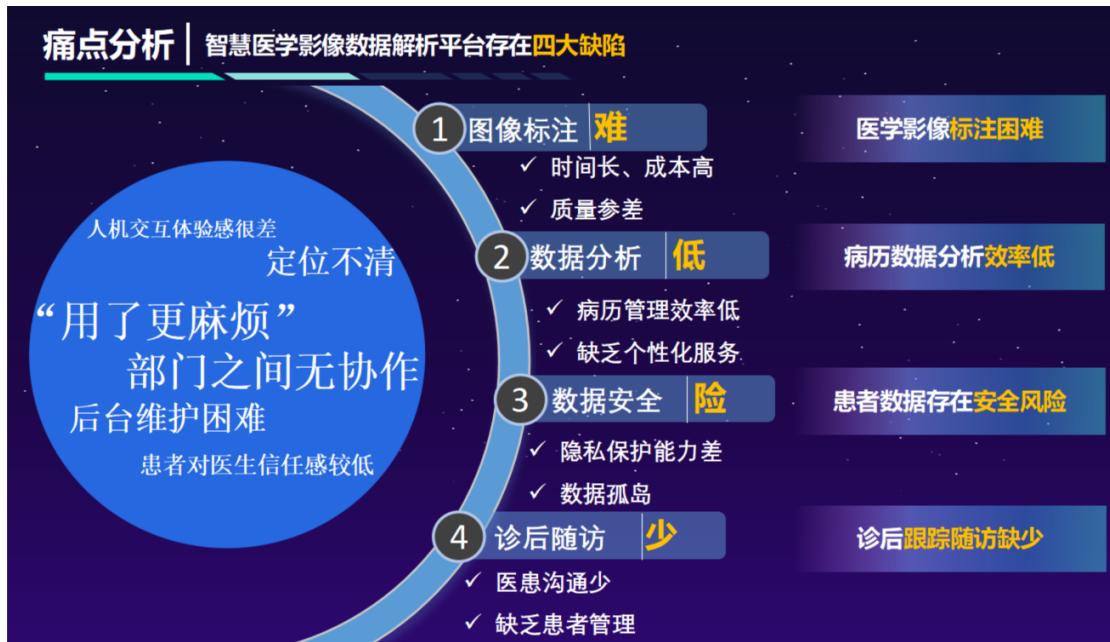


图 1-2 医学影像解析平台四大缺陷

### 1.2.1 影像标注问题

**标注难：**医疗图像人工标注时间成本高、对医生职业素养要求高。具体体现在以下三个方面，

- (1) 标注时间长，医学数据标注需要专业人员进行，且需要精细的标注，如结构、形态、组织等。
- (2) 标注成本高，医学数据标注的技术人员，需要经过严格的培训和认证，标注成本比较高。
- (3) 标注质量难以保证，标注人员的经验和能力差异、标注标准不一致等原因，标注质量难以保证。

### 1.2.2 诊断分析问题

**分析难：**现有医学数据分析方式缺乏对病人长期医学资料的监测管理和个性化分析。具体体现在以下两个方面，

- (1) 缺乏长期病历数据管理，然而病人的长期医学数据帮助医生确定病人的病情发展趋势，识别可能的风险因素，评估治疗效果，并制定更有效的治疗方案。
- (2) 缺乏个性化服务，由于个体差异，患者对治疗方案的反应和效果可能

存在差异，不能根据个体需求实现个性化数据分析来实现精准治疗。

同时，考虑到病患问、诊、疗全流程中医疗医患沟通问题，以及由于医疗数据的高度敏感性所带来的数据孤岛问题，医疗随访、模型训练也成为阻碍 AI 医疗平台建设的拦路石。

### 1.2.3 模型训练问题

**隐私安全风险：**现有的深度学习标注模型的训练方式无法兼顾患者影像数据安全和模型训练效率。具体体现为以下三个方面，

(1) 隐私保护能力差：现有集中式模型训练方式无法在保护用户隐私的前提下实现分割模型的高效训练。

(2) 数据孤岛：各部门基于数据安全考量缺乏大规模交流合作。

### 1.2.4 医患沟通问题

**缺乏高效医疗随访：**现有医疗流程缺乏高效的医疗医患交互方式，无法实现医疗跟踪治疗以及满足患者问诊需求。具体体现为以下两个方面：

(1) 缺乏医患沟通：无法通过在线沟通远程交流来满足患者基本诉求。即便可以通过电话、微信等方式随访，但是面对大量患者，医护人员无法全部顾及。

(2) 缺乏高效患者管理：无法有效跟踪患者的病情、治疗进展和用药情况来进一步确定治疗或保养方案等。

上述四大痛点问题严重阻碍着医疗影像数据解析平台的建设与发展，开发打通影像标注、模型训练、疾病分析、医疗随访全流程的一体化平台为时代所需。

## 1.3 需求概述

针对医疗影像解析平台建设中上述四类问题，本节首先以需求为导向，分析三类主体客户的应用需求进而确立平台具体的业务场景。为了解决四类焦点问题、满足各类用户群体的使用需求，本文给出了《医心相印》平台的业务目标。

### 1.3.1 客户群体

(1) 医生：医生是使用该平台的主要目标群体之一，他们需要准确、快速

地解析和分析医疗图像数据以制定诊疗方案。医生的特征是具有临床医学知识和专业技能，对医疗数据的解析和分析有深入的了解和经验。

**(2) 患者：**患者是本平台的另一个主要目标群体，他们通过辅助诊断从医生处获取诊断意见，并可通过随访功能与医生沟通。平台可以提供患者管理工具、健康咨询和健康监测等服务，帮助患者更好地管理自己的健康状况，提高医疗体验和结果。

**(3) 数据标注工作者：**数据标注工作者是使用该平台的第三个主要目标群体，他们通常需要进行医疗数据的标注和处理，以支持医疗数据的分析和应用。数据标注工作者的特征是具有数据处理和标注的专业知识和技能，能够快速准确地完成医疗数据的标注和处理任务。

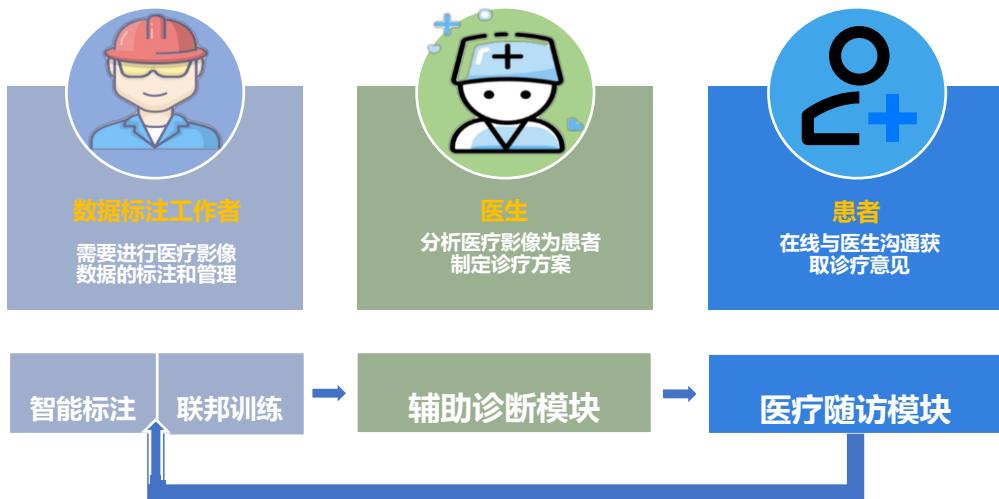
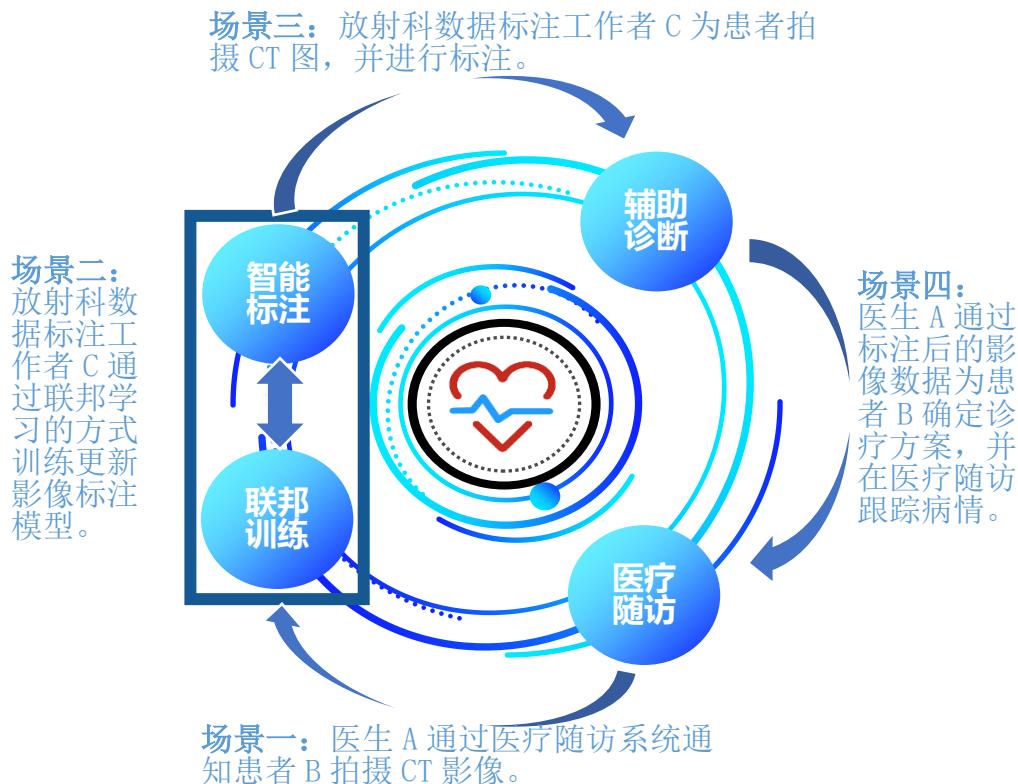


图 1-3 目标群体及其特征

### 1.3.2 业务场景

本文以一位脑瘤患者疾病诊治的闭环流程为例进行讲解。包括以下几个步骤：医生进行医疗随访，叮嘱患者按时用药和改善生活习惯，要求患者定期前往放射科进行 CT 影像复查；放射科数据标注工作者通过联邦训练系统实时更新标注模型，为患者的脑部 CT 影像提供准确的标注结果；医生利用辅助诊断模块分析标注后的影像，了解病情情况并进行个性化分析；医生与患者进行医疗随访交互，叮嘱患者用药、定期检查，并通过调查问卷积累科研数据。这个闭环过程实现了医生与患者之间的有效沟通和信息交流，为脑瘤患者提供全面的诊断治疗支持。

图 1-1 中国医学影像诊断市场规模



#### 业务场景一：医生进行医疗随访叮嘱患者前往放射科复查

李明医生在两个月前接受了一位脑瘤患者，通过 CT 影像分析发现目前病症较轻，患者需要按时用药，定期检查方可痊愈。在诊断后每隔一周，李明医生便通过医疗随访平台与患者进行沟通，叮嘱其改善不良生活习惯、饮食习惯，按时用药。每隔半个月的时间，李明医生要求其进行复查，前往放射科进行 CT 影像拍摄。

#### 业务场景二：放射科数据标注工作者实时更新标注模型

王红作为放射科的一名数据标注工作者，由于本医院的脑瘤相关影像数据集太小，不足以训练出精度较高的模型，于是通过联邦训练系统发起脑瘤模型训练任务，添加了几个本市重点医院做为协作对象，又精心挑选了数个脑瘤模型数据集进行联邦学习，实时获取了精度较高的脑瘤预测分割模型，为脑瘤患者标注其脑部 CT 影像图，并将标注结果发送给李明医生。

#### 业务场景三：李明医生诊断脑瘤患者病情场景

李明主任面临海量的影像数据，需要逐个查看并分析，消耗大量的时间与精力。李明医生在获取标注后的脑瘤患者 CT 影像后，通过辅助诊断模块很直观地了解到脑瘤病灶分布、大小、每个窗位切片上病灶切面积、细胞癌变程度等各类统计数据，快速获取了患者当前病况，很方便地对脑瘤患者历史医疗图像进行管理和监测，实现多种可视化效果与个性化分析。

#### **业务场景四：李明医生进行医疗随访与患者进行交互**

李明医生通过分析发现，脑瘤患者目前脑瘤细胞癌变程度逐渐好转，弱癌变细胞逐渐消失，病情在向好的趋势发展。诊断过后再次通过随访系统管理脑瘤患者信息，叮嘱他及时用药、定期检查，并定期发放调查问卷来积累科研数据。脑瘤患者接收问卷调查并通过随访机器人获取各类药物、疾病的信息。

上述四个业务场景始于医患随访沟通，经由联邦训练、智能标注和辅助诊断最后终止于医疗随访。通过上述临床诊治的闭环流程给出了一个典型的《医心相印》平台的预期应用场景。

### **1.3.3 业务目标**

针对目前行业存在的标注难、分析难、隐私安全风险和缺乏高效医疗随访这四大痛点问题，如图所示，我们提出下述业务目标：

- (1) 智能标注：通过 AI 智能识别模型完成医学数据的智能识别与分割。
- (2) 辅助诊断：实现患者长期病历数据的监测管理和可视化分析。
- (3) 联邦训练：基于联邦学习实现分割模型的安全、高效训练。
- (4) 医疗随访：基于知识图谱实现智能问答，并提供医患在线沟通通道。



图 1-5 基于行业痛点提出业务目标

进而满足快速构建医疗识别模型及高效进行图像分析、精准施治的需求，为促进“十四五”全民健康信息化政策落地实施提供有效且有力的技术保障，从而有效提升我国医学数据处理能力，更好地推动卫生健康工作的高质量发展。

## 1.4 系统功能

为了满足上述业务目标，本平台开发了智能标注、辅助诊断、联邦训练和医疗随访四大功能模块，旨在为医疗行业提供更高效、精准的医学影像数据智能解析、分析和管理工具，包含医疗影像数据的标注、分析、管理等基础功能，并在此基础上设计了多种附加功能，以满足不同场景下的应用需求。各个功能模块如下图所示：



### 智能标注系统—精准便捷的数据标注工具

- 快速标注：
  - 海量数据 批量导入：系统支持 nii.gz、dicom 等数据的批量导入
  - 一键推理 精准便捷：基于 nnUNet 等模型实现一键快速标注
- 分割优化
  - 笔刷修改：对标注后图像进行笔刷微调
  - 橡皮擦优化：对标注后图像进行橡皮擦去除
  - 最大连通域优化：对标注后的噪点数据进行优化去除
- 标签管理
  - 标签增删：支持标签的增、删、改、查
  - 颜色切换：支持标签的颜色变换
  - 便捷预览：筛选预览特定标签对应的模型
  - 快速查询：查询特定标签对应的模型

### 辅助诊断系统—个性直观的病历管理工具

- 三维建模
  - 3D 渲染：支持影像数据的 3D、三维展示
  - 交互修改：支持影像数据的手动调优
  - 滚轮切片：支持展示窗口的切片调换
  - 视图调优：支持窗宽窗位调整
- 个性化分析
  - 长期监测：对患者的病历数据进行监测管理
  - 诊断报告：患者的病情形成结构化的诊断报告
  - 自定义脚本：支持用户上传自定义后处理脚本进行分析
- 病历管理
  - 远程下载：支持用户病历数据的远程下载
  - 继承回溯：支持医学影像数据标注版本的继承和回溯
  - 电子病历：一键生成用户画像

## 联邦训练系统-安全高效的模型训练工具

- 共享资源
  - 资源上传：用户上传本地数据进行公开训练
  - 合作训练：邀请各个参与方协作训练
  - 资源获取：模型训练可请求各个参与方本地数据
- 隐私安全
  - 梯度交换：不共享原始数据，去中心化训练减少数据泄露的风险
- 实时更新
  - 多数据源实时更新本地模型，提供更准确可靠的预测

## 医疗随访系统-人机协同的医患管理工具

- 在线问诊
  - 植入 AI 能力，助力提升医患问答效率，辅助医生高质量解答患者疑问

- 随访调研
  - 帮助医生为患者提供完善的医疗服务，收集问卷进行科学的研究
- 医务助手
  - 实时解答患者疑难，减轻药师工作压力，普及医学常识

## 1.5 意义价值

本系统基于网页 Web 端进行开发，采用医学影像分割、医疗知识图谱、联邦学习、分布式对象存储等前沿核心技术，设计并实现了一个打通数据处理、模型训练、可视化验证、部署到医疗数据分析和医疗随访的涵盖医学诊断全流程的医疗影像资料智能解析平台。

系统创新性地采用基于百度 Paddlepaddle 框架的 nnUnet 推理模型，识别处理海量 3D 医疗影像数据，返回精准的推理分割结果，并能不断丰富完善高质量数据集，持续提高识别准确率。采用基于 vtk.js 的 3D 图像渲染模型，将原始医学影像数据和推理出的标签数据实时以三视图和立体图的形式渲染展示到前端，并支持用户对各类视图进行可视化验证、视图调整、标签管理等操作。建立基于 ninio 分布式对象存储框架的数据管理模式，支持医疗数据的远程查看、下载，标注历史版本的继承和回溯，并可一键生成下载医疗诊断分析报告，同时满足医疗数据存储容量需求、提高数据可靠性和可用性、优化数据访问性能等方面。为了实现安全、高效的分割模型训练，联邦训练平台基于联邦学习等技术打破医疗数据孤岛，促进了各单位大规模写作。本平台还基于知识图谱完成医疗随访的问答助手，同时支持医患在线沟通，有效跟踪患者的病情、治疗进展和用药情况来进一步确定治疗或保养方案等。

部署与应用本系统到各类医疗相关部门中，不仅能够帮助用户实现海量 3D 医学影像快速标注，还能够为医生提供医疗数据监测分析和可视化等服务。同时，本系统支持安全的模型训练以及高效的医疗医患随访沟通，来辅助医疗诊断进而医疗卫生服务效率，最大限度地促进“十四五”全民健康信息化规划的落地和实施。

## 2.设计思路与方案

### 2.1 设计思路

面向目前医疗领域在推进全民医疗数字化、智能化转型过程中遇到的标注难、分析难、隐私安全风险高、缺乏高效医疗随访四大痛点问题，本系统以快速构建医疗识别模型及高效进行图像分析为焦点，基于数据可视化监控 Web 端进行开发，结合 PaddleSeg 医学图像处理框架和 vtk.js 三维图像渲染等前沿核心技术，设计并开发了一个 3D 医学影像智能解析平台，实现从医学图像数据处理、识别模型训练、模型部署到医学图像智能分割、长期病历数据的智能检测管理、可视化分析和医疗随访的全流程，方便医疗从业者快速构建医疗识别模型，高效进行医疗影像分析，最大限度地推进“十四五”全民健康信息化政策的落地实施。

针对前文所述的业务目标和平台功能，设计以下思路：

**(1) 针对标注难问题，本系统通过 AI 智能分割技术完成医学数据的智能识别与分割。**建立医学影像深度学习模型，实现智能、精确的“一键式分割”，极大地降低了影像数据标注成本。针对不同的器官数据集，提供模型管理功能，建立“一器官一模型”机制，即面向不同的器官或病灶数据，合理地使用不同的深度学习模型来进行分割，可以减少误差，保证分割的有效性与精准度。系统支持标注数据集的版本继承，允许标注工作者创建多个历史记录，进行数据标注的迭代式更新和修改，实现一套数据集的多次复用，提高标注工作的效率。另外，为方便、快捷地进行大规模数据集的迁移，提供远程下载服务，极大地节省了传输时延和网络带宽成本，保证数据的快速传输和实时更新。

**(2) 针对辅助诊断问题，本系统实现患者长期病历数据的监测管理和可视化分析。**系统集中存储和整理大量的病历数据，包括诊断报告、智能解析结果等，以确保数据的完整性和准确性，使得医疗专业人员能够跟踪和记录患者的病情演变和治疗历程。通过对深度学习模型推理结果进行可视化分析，医生可以更直观地理解和解读患者的病情变化、疾病趋势和治疗效果，有助于医疗人员快速发现潜在问题或趋势。建立分布式资源管理机制，高效管理患者数据。采用分布式对象存储作为底层支持，提供海量吞吐量和低网络时延，并搭建多服务器集群化部

署，满足多位医生同时识别、更新数据，保证资源的合理调度。

**(3) 针对数据隐私问题，系统基于联邦学习实现分割模型的安全、高效训练。**依托于联邦学习搭建可信的联合计算机制，多家医院可通过网络进行协作训练，共享模型训练的计算资源，通过加密和安全传输协议，确保数据在传输和存储过程中的保密性和完整性。利用海量医学影像数据更新后的模型，可简单移植至智能标注与辅助诊断中，形成 AI 模型自动更新机制，建立“影像样本标注——模型联合训练——模型辅助诊断”机制，形成良好的闭环。

**(4) 针对医患沟通问题，本系统基于知识图谱实现智能问答，并提供医患在线沟通通道。**通过实时医患交流，医生可及时发现患者异常情况，更好地监测患者的病情和治疗效果，达成高效医疗随访，极大地提高患者的满意度和信任感。提供移动端应用，患者可以通过移动设备方便地查看影像检查结果和诊断报告，减轻焦虑和等待心理，提升医疗服务的质量和患者的体验。同时，患者可通过 APP 端实时远程查看历史诊治记录并导出为结构化的诊断报告。

## 2.2 技术路线

### 2.2.1 架构设计

医疗数据智能解析平台的逻辑架构包括如图所示的感知层、网络层、平台层、业务层和展示层。层次之间各司其职、相互协作，为平台的业务实现和数据流通提供支撑。



图 2-1 系统总体架构设计

**感知层：**负责通过各类传感器、无线设备等获取患者的医学影像数据。这些数据可以来自医疗设备如 X 射线机、CT 扫描仪、MRI 等，也可以来自生理监测设备如心电图仪、血压计等。该的任务是将这些原始数据进行采集、处理和转换，以便后续的数据传输和分析。

**网络层：**网络层位于感知层和平台层之间，负责数据的安全、高效传递。这包括数据的传输协议、数据加密和解密、数据压缩和解压缩等技术。网络层确保医学影像数据和患者数据能够在各个模块之间进行可靠的传递和交换。

**平台层：**平台层是整个智能解析平台的核心，它可以从各种来源获取医疗大数据。这些数据包括来自其他医疗平台的数据，如电子病历系统、影像存储和传输系统，以及来自物联网设备的数据，如智能医疗器械和传感器。平台层负责数据的收集、整合和存储，以便后续的分析和应用。

**业务层：**业务层是医疗数据智能解析平台的核心功能层，包含了智能标注、辅助诊断、联邦训练和医疗随访四大模块功能。智能标注利用深度学习算法对医学影像数据进行自动标注，提高标注效率和准确性。辅助诊断模块帮助医生分析医学影像数据，提供辅助诊断结果和建议。联邦训练模块允许不同机构共享医学影像数据进行模型训练，提高模型的泛化能力，打破数据孤岛。医疗随访模块通过定期的随访和交流，提供个性化的医疗服务和关怀。

展示层：展示层为用户提供平台的访问和使用界面。目前支持 web 端和 APP 端，以满足不同用户的需求。展示层面向不同的用户群体，包括数据标注工作者、医生、医学影像研究员和患者。通过友好的用户界面和交互设计，展示层使用户能够方便地访问和利用平台提供的功能和服务。

通过以上五个层次的逻辑架构，医疗数据智能解析平台能够实现医学影像数据的整合、分析和应用，提供高效、准确和个性化的医疗服务，促进医学研究和知识共享，以提高医疗质量和患者的健康管理。

## 2.2.2 开发路线

系统架构采用行业主流的 B/S-模式，搭配 Vue.js、SpringBoot、Flask 等前后端框架进行系统开发，暂时部署于本地服务器。其技术路线涉及多个方面，针对不同类型的用户，通过防火墙进行访问控制，以确保数据安全性。以下对各个模块和技术框架进行进一步描述：

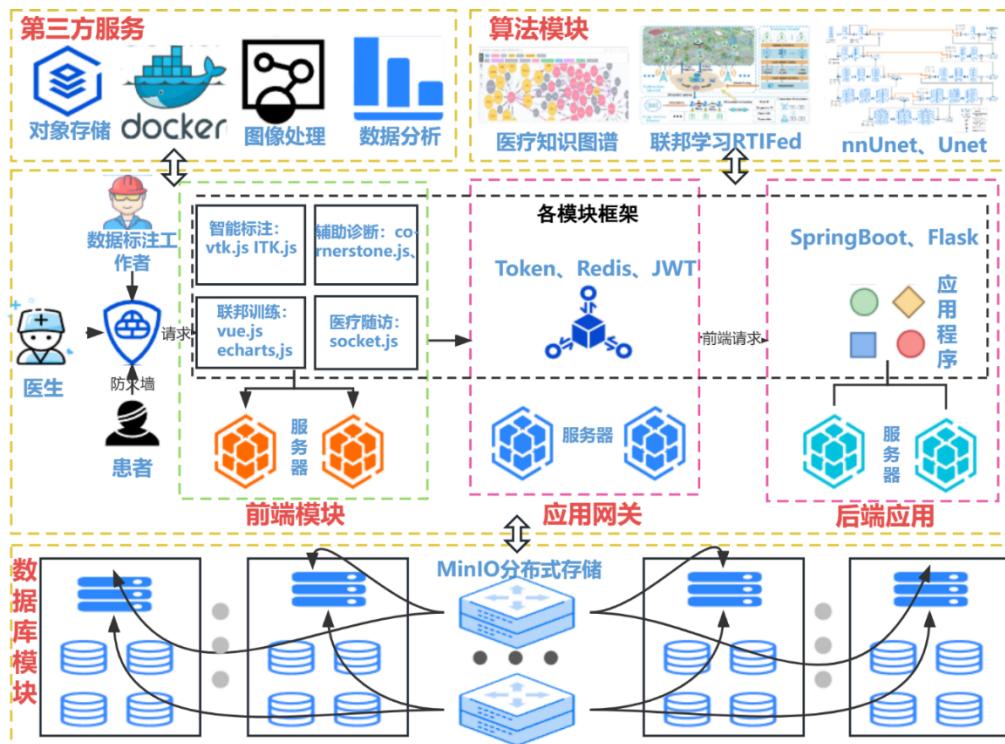


图 2-2 平台开发路线总览图

前端模块：四大功能模块分别采用不同的技术框架进行搭建。智能标注使用

`vtk.js` 和 `ITK.js` 框架，这些框架提供了强大的图像处理和可视化功能，支持对医学影像进行交互式标注；辅助诊断采用 `cornerstone.js` 框架，该框架提供了高性能的医学影像显示和操作功能，可用于辅助医生进行诊断和分析；联邦训练使用 `vue.js` 框架和 `echarts.js` 可视化库，用于展示和监控联邦学习过程中的模型训练和数据聚合情况；医疗随访使用 `socket.js` 框架实现实时通信和数据交互，用于医生和患者之间的远程随访和沟通。

**网关模块：** 使用 `Token` 和 `Redis` 进行身份验证和会话管理，确保用户访问的安全性和合法性。使用 `jwt` (`JSON Web Tokens`) 提供了一种安全的身份验证和授权机制，以确保用户身份的有效性和权限的控制。

**后端模块：** 采用 `Spring Boot` 和 `Flask` 作为后端框架，提供强大的开发工具和支持，用于构建和管理服务器端的业务逻辑和数据处理。使用这些框架可以快速开发和部署后端服务，实现数据处理、算法调用和数据库交互等功能。

**数据库：** 使用 `Minio` 进行分布式存储，`Minio` 是一种开源的对象存储服务，可以提供高可用性和扩展性，以满足对医疗数据的大规模存储和访问需求。

**第三方服务：** 使用对象存储服务和 `Docker` 等技术，可以方便地管理和部署第三方服务，如数据备份、图像存储和算法模型等。

**算法模块：** 采用医疗知识图谱，用于知识的表示和检索，帮助医生获取准确的诊断和治疗建议。使用联邦学习框架实现模型的高效、安全训练，基于 `nnUnet` 和 `Unet` 模型进行医学影像标注和识别任务。

通过上述技术路线的搭建，3D 医疗数据智能解析平台能够实现前端交互、数据传输、后端处理和算法应用等功能，为医生、患者和数据标注工作者提供高效、准确和安全的医疗数据分析和应用服务。

## 2.3 总体设计

本作品由智能标注、辅助诊断模块、联邦训练模块、医疗随访模块四部分构成，每个功能包含不同的子功能构成，功能之间信息互通，总体作品概述如图 2-4 所示。

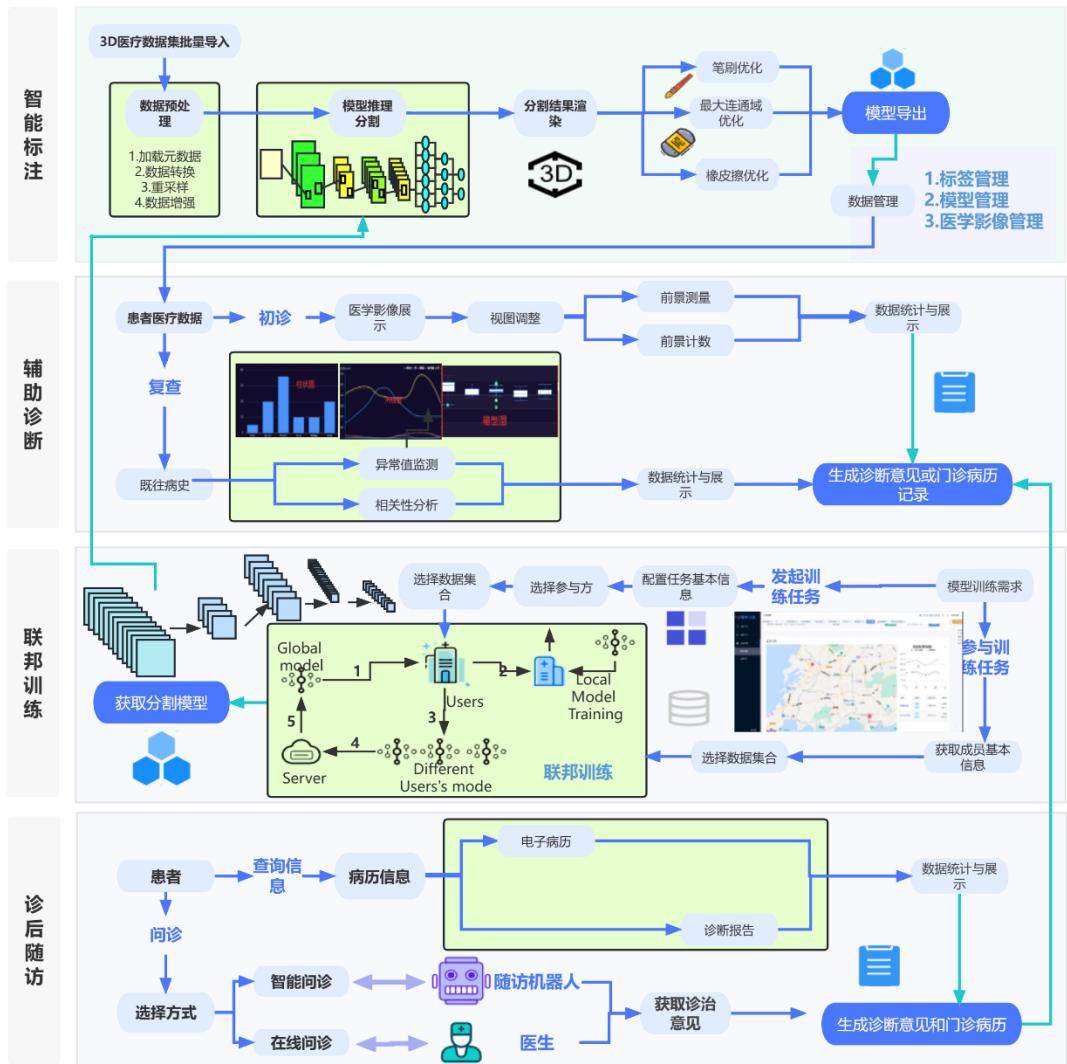


图 2-3 系统各模块总体设计

### 2.3.1 智能标注设计

- 使用 AI 智能分割技术进行医学影像数据的智能识别与分割，以实现精确的一键式分割，降低影像数据标注成本。
  - 建立医学影像深度学习模型来进行分割，针对不同的器官数据集提供模型管理功能，实现“一器官一模型”的机制，以减少误差并保证分割的有效性和精准度。
  - 支持标注数据集的版本继承，允许标注工作者创建多个历史记录，进行数据标注的迭代式更新和修改，提高标注工作的效率。

- 提供远程下载服务，方便快捷地进行大规模数据集的迁移，节省传输时延和网络带宽成本，保证数据的快速传输和实时更新。

### 2.3.2 辅助诊断设计

- 集中存储和整理大量的病历数据，包括诊断报告、智能解析结果等，确保数据的完整性和准确性。
- 通过深度学习模型推理结果的可视化分析，医生可以直观地理解和解读患者的病情变化、疾病趋势和治疗效果。
- 建立分布式资源管理机制，采用分布式对象存储作为底层支持，提供高吞吐量和低网络时延，搭建多服务器集群化部署，满足多位医生同时识别和更新数据，保证资源的合理调度。

### 2.3.3 联邦训练设计

- 基于联邦学习实现分割模型的安全、高效训练，多家医院通过网络进行协作训练，共享模型训练的计算资源。
- 使用加密和安全传输协议，确保数据在传输和存储过程中的保密性和完整性。
- 利用海量医学影像数据更新后的模型，实现智能标注与辅助诊断中的模型自动更新机制，建立影像样本标注、模型联合训练和模型辅助诊断的闭环。

### 2.3.4 医疗随访设计

- 基于知识图谱实现智能问答，提供医患在线沟通通道，医生能够及时发现患者异常情况，监测病情和治疗效果，实现高效医疗随访。
- 提供移动端应用，患者可以通过移动设备方便地查看影像检查结果和诊断报告，减轻焦虑和等待心理，提升医疗服务的质量和患者的体验。

- 患者可以通过 APP 端实时远程查看历史诊治记录并导出为结构化的诊断报告，方便患者的自主管理和使用。

这些设计思路将使医疗影像平台实现智能标注、辅助诊断、联邦训练和医疗随访等功能，提高医疗数据处理的效率和准确性，改善医患沟通和医疗服务的质量。

### 3. 方案实现

#### 3.1 智能标注模块

智能标注模块基于 nnUnet、Vnet 等深度学习模型实现图像的快速标注，并支持对分割后的结果进行优化。如图所示：它主要包括如图所示的医学影像数据预处理、影像推理标注、影像分割优化三部分。

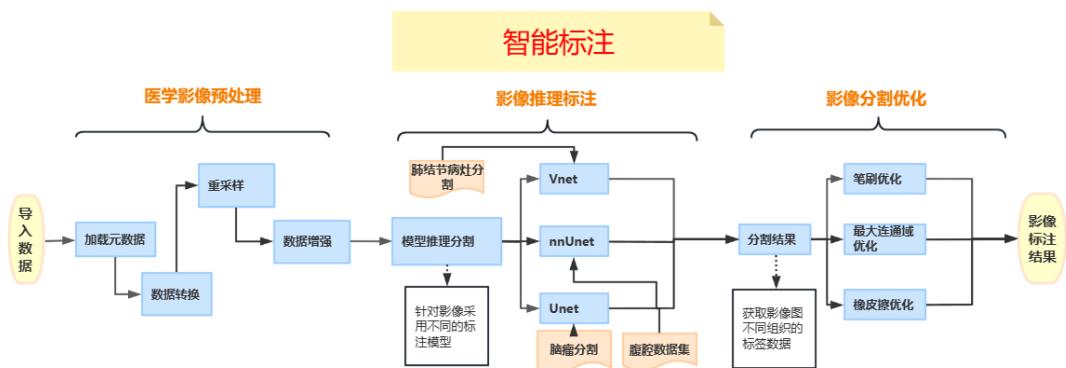


图 3-1 智能标注模块流程图

##### 3.3.1 医学影像预处理

本系统用到的医学影像预处理方法分为四个步骤：加载元数据、数据转换、重采样、数据增强。

(1) 加载元数据：首先读取医学影像文件，获取元数据，如图像大小、像素间距、图像方向、采样点数据类型等信息。

(2) 数据转换：在读取影像数据后，将其转换为常见的数据格式(Nifti 或 DICOM)。

(3) 重采样：由于不同医学影像的采样间距和图像大小不同，会导致在使用神经网络时出现问题。因此，本系统使用重采样技术来解决这个问题。具体来说，我们将原始数据重采样为特定大小和间距的图像，以保证模型输入具有相同的尺寸和间距。

(4) 数据增强：数据增强是一种常见的技术，它可以在不增加新数据的情况下增加数据样本的数量，从而改善模型的泛化性能。本系统采用了多种数据增

强技术，例如镜像、旋转、缩放等，以扩充训练数据集，并提高模型的鲁棒性。

### 3.3.2 影像推理标注

本系统目前支持三类影像数据的智能标注，具体描述如下：

#### (1) nnUNet 算法——腹腔影像影像标注

nnUNet 是一个基于 3D U-Net 架构的高效、准确的医学图像分割框架，特别适用于医学图像分割任务。该框架具有多种优点，例如具有非常好的泛化性能、适用于各种医学图像分割任务、可以快速生成高质量的预测结果等。nnUNet 框架还提供了丰富的数据增强策略，可以通过增加图像数据的多样性来增强模型的泛化能力，并提高分割性能。因此，在医疗图像分析领域，nnUNet 框架是一个非常重要的工具，可以帮助研究人员和医生更好地进行医学图像分割和诊断。在本系统中，我们采用了 PaddleSeg 的 nnUNet 框架来实现医学图像分割，以实现智能化的医学图像解析功能。

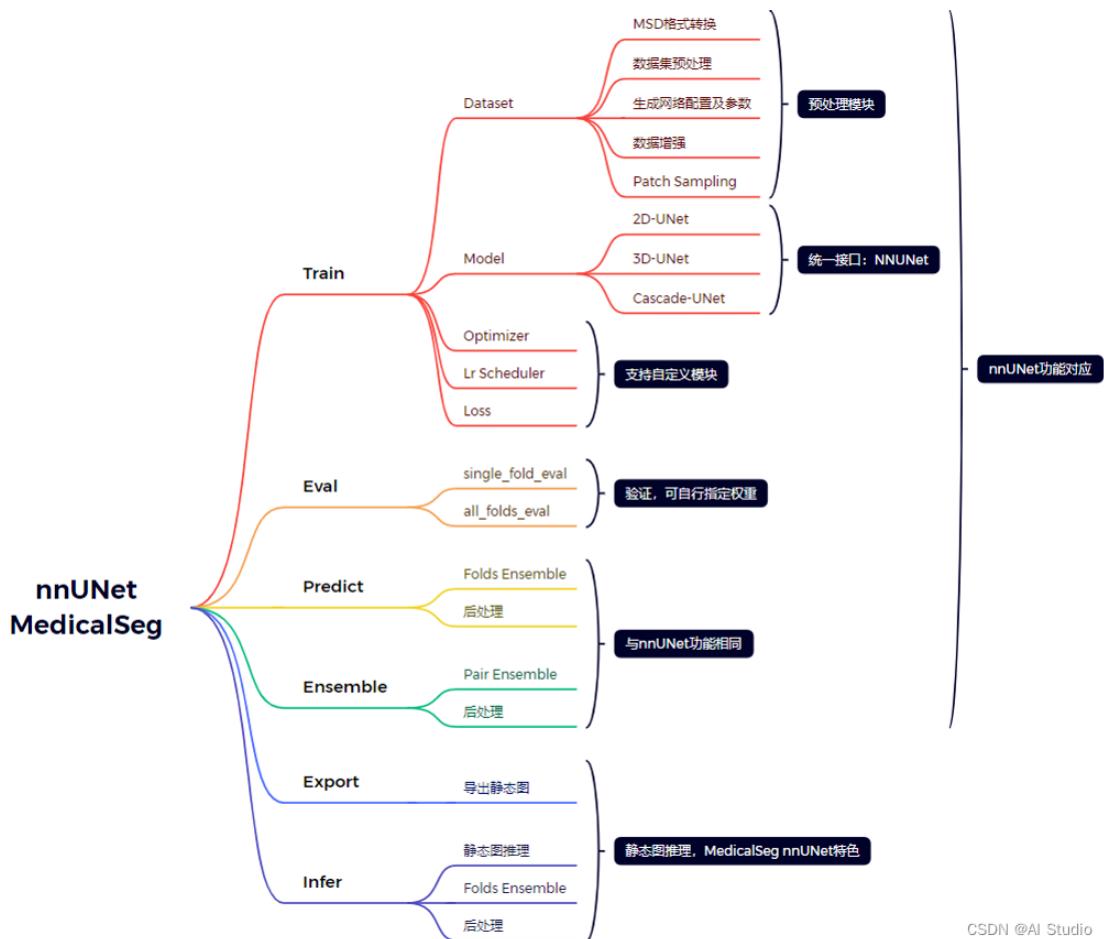


图 3-2 nnUNet 算法框架图

## (2) Vnet 算法——肺结节影像数据标注

本系统使用了 PaddleSeg 中的 VNet 网络框架。VNet 是一种基于卷积神经网络（CNN）的三维（3D）图像分割模型，用于医学图像分割任务。VNet 采用了编码器-解码器结构，其中编码器部分由多个卷积层和池化层组成，将输入图像进行特征提取和降维，最终生成一个较小的特征图。解码器部分则将特征图经过反卷积和上采样操作，逐步恢复分辨率，并将不同层次的特征图进行融合，最终得到与输入图像相同尺寸的分割结果。相比于其他 3D 分割网络，VNet 在保持精度的同时大幅度减少了计算量和参数数量，能够有效地应用于医学图像分割任务。在本系统中，使用了 PaddleSeg 中已经预训练好的 VNet 模型，通过对输入的 3D 医学图像进行推理分割，得到不同组织和器官的分割结果，为医生提供辅助诊断信息。

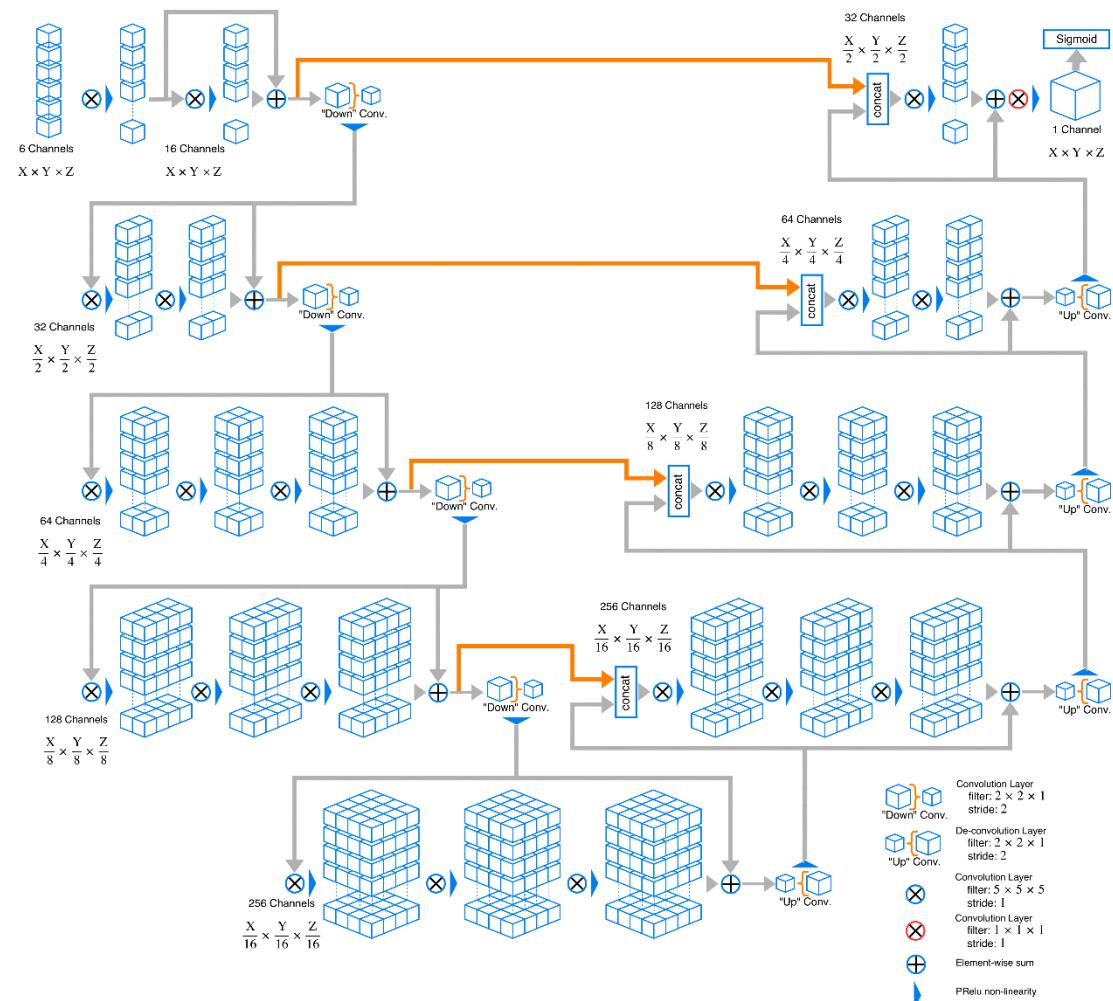


图 3-3 Vnet 算法框架图

### (3) Unet 算法——脑瘤影像数据标注

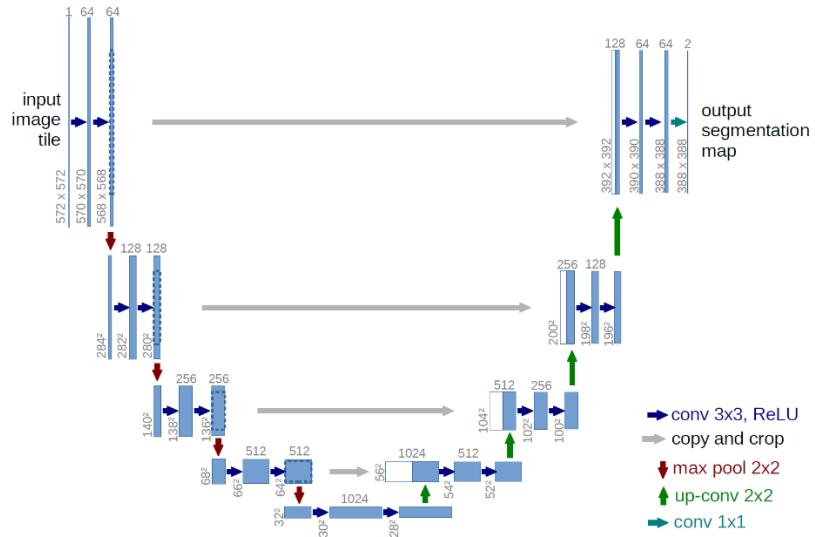


图 3-4 Unet 算法框架图

本系统使用了经典的 UNet 语义分割网络框架进行脑瘤影像的标注。unet 有两部分组成。左边部分可以看出是特征提取网络，用于提取图像的抽象特征。右边可以看作是特征融合操作。与传统的 FCN 相比，unet 使用的是使用特征拼接实现特征的融合。unet 通过特征融合操作，实现了浅层的低分辨率（越底层的信息含有越多的细节信息）和深层的高分辨率信息（深层信息含有更多的抽象特征）的融合，充分地利用了图像的上下文信息，使用对称的 U 型结构使得特征融合的更加彻底。

### 3.3.3 影像分割优化

对于经由模型推理标注后的影像数据，本系统可以采用三种方式对标注后的影像进行优化处理。

#### (1) 笔刷优化

笔刷优化是一种交互式的分割优化方式，它允许用户手动编辑和修正经由模型分割后的医疗影像数据。用户可以使用特定的绘图工具（如笔刷工具）在分割结果上进行涂抹、描绘或擦除操作，以修改和精细化分割区域的边界。通过直接编辑影像数据，用户可以根据自己的专业知识和经验，对模型分割结果进行改进，

纠正误差或完善细节，以获得更准确的分割结果。

### （2）最大连通域优化

最大连通域优化是一种自动化的分割优化方式，它基于连通域分析的原理，自动选择和提取模型分割结果中的最大连通域作为感兴趣区域。连通域是指图像中具有相同像素值且相互连接的像素集合。通过寻找最大连通域，可以排除小的分割区域或噪声，并提取出主要的解剖结构或病变区域。这种优化方式可以有效地去除不相关或错误的分割部分，提高分割结果的准确性和可靠性。

### （3）橡皮擦优化

橡皮擦优化是一种局部化的分割优化方式，它允许用户通过擦除操作来删除模型分割结果中的特定区域。用户可以使用橡皮擦工具选择和擦除不需要的分割区域，从而修正或调整分割结果。橡皮擦优化通常用于细化或微调分割边界，消除分割错误或修复模型无法准确分割的细小结构。通过局部化的编辑操作，橡皮擦优化可以针对具体问题区域进行精细分割调整，提高分割结果的质量和精确性。

这三种分割优化方式都有各自的特点和适用场景。笔刷优化提供了高度交互性和用户控制性，适用于需要手动修正和编辑的情况；最大连通域优化适用于去除小区域和噪声的自动化处理；橡皮擦优化则可以实现局部化的精细分割调整。根据实际需求，可以结合使用这些优化方式，以获得更准确和可靠的。

## 3.2 辅助诊断模块

辅助诊断模块基于 spacing 等数据实现前景统计测量，并对所有患者数据惊醒统计分析与监测。如图所示，它主要包括如图所示的前景分析和数据统计两部分，最终输出为结构化的诊断报告，以方便医生对患者病情提出相应诊疗方案。

## 辅助诊断

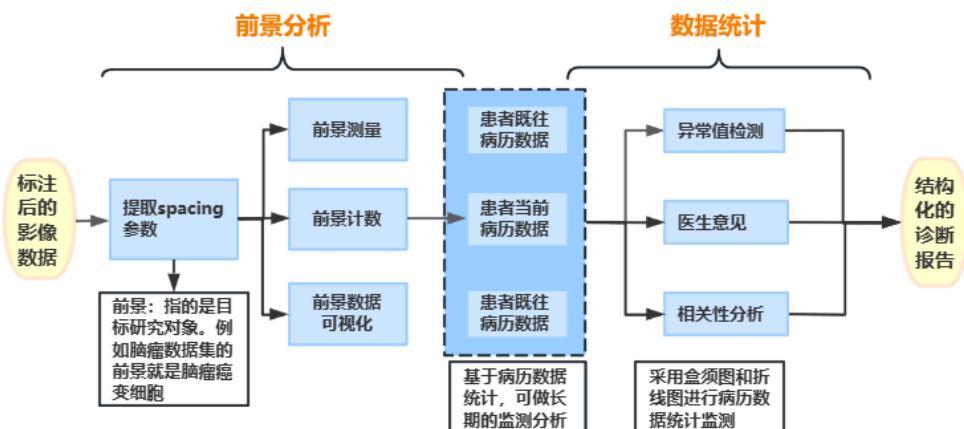


图 3-5 辅助诊断模块流程图

### 3.2.1 前景分析

这里的前景指的是目标研究对象。例如脑瘤数据集的前景就是脑瘤癌变细胞。本系统中前景分析针对脑瘤数据集、肺结节数据集和包含十五种器官的腹腔数据集等三类数据集合，涉及前景测量、前景计数和前景数据可视化展示三个方面。

#### (1) 前景测量：

脑瘤数据集：在脑瘤数据集中，前景测量可以包括脑瘤的大小、形状和形态学特征的测量。通过分析分割后的脑瘤区域，可以计算脑瘤的体积、表面积和周长等参数，以定量评估脑瘤的生长和变化情况。

肺结节数据集：对于肺结节数据集，前景测量可以涉及结节的大小、形状和其他形态学特征的测量。通过分析分割后的结节区域，可以计算结节的直径、体积和形状特征，以评估结节的性质和发展情况。

腹腔数据集：在腹腔数据集中，前景测量可以包括各个器官的大小、形状和其他相关特征的测量。通过分析分割后的器官区域，可以计算器官的尺寸、形态学指标和相对位置等，以帮助医生诊断和评估腹腔疾病。

#### (2) 前景计数：

脑瘤数据集：在脑瘤数据集中，前景计数指的是脑瘤的数量。通过对分割后的脑瘤区域进行计数，可以获取病人患有多少个脑瘤，进而了解脑瘤的位置分布和病情严重程度。

**肺结节数据集:** 对于肺结节数据集, 前景计数可以指肺部中存在的结节数量。通过对分割后的结节区域进行计数, 可以得到肺结节的数量信息, 有助于评估肺部疾病的程度和进展情况。

**腹腔数据集:** 在腹腔数据集中, 前景计数可以涉及各个器官的数量。通过对分割后的器官区域进行计数, 可以获得各个器官的数量信息, 帮助医生进行腹腔疾病的定量分析和诊断。

### **(3) 前景数据可视化展示:**

**脑瘤数据集:** 对于脑瘤数据集, 前景数据可视化展示可以将分割后的脑瘤区域可视化为图像或三维模型。这样的可视化展示可以帮助医生和研究人员更好地观察和分析脑瘤的位置、形态和结构特征。

**肺结节数据集:** 在肺结节数据集中, 前景数据可视化展示可以将分割后的结节区域可视化为图像或三维模型。这样的可视化展示可以帮助医生和研究人员更好地观察和分析肺结节的位置、形态和结构特征。

**腹腔数据集:** 在腹腔数据集中, 前景数据可视化展示可以将分割后的器官区域可视化为图像或三维模型, 以便更好地理解和分析各个器官的位置、形态和结构。

通过前景分析的这三个方面, 医生和研究人员可以从经过模型分割的医疗影像数据中获得有关目标研究对象的定量和定性信息, 促进疾病诊断、治疗规划和研究分析的进展。

## **3.2.2 数据统计**

对经由模型分割后的医疗影像数据, 可以进行数据统计分析, 包括当前病历数据和历史病历数据。统计分析可以通过盒须图对数据异常值进行监测, 以及通过折线图对前景数据的相关性进行分析。最后, 经由医生添加意见后, 可以生成结构化的诊断报告。

### **(1) 异常值监测:**

使用盒须图(box plot), 可以对数据中的异常值进行监测。通过绘制盒须图, 可以观察数据的分布情况, 包括最小值、最大值、中位数和上下四分位数等。异

常值可能表明患者的特殊情况或数据采集错误，通过监测异常值可以提醒医生关注可能存在的问题并进行相应的调整和进一步分析。

### (2) 前景数据相关性分析:

利用折线图 (line chart)，可以对前景数据进行相关性分析。通过绘制折线图，可以观察前景数据之间的趋势和变化关系。例如，在脑瘤数据集中，可以通过绘制折线图来观察脑瘤的体积随时间的变化趋势，从而评估脑瘤的生长速度或治疗效果。通过分析前景数据的相关性，可以提供医生和研究人员更全面的数据视角，为诊断和治疗决策提供支持。

### (3) 结构化的诊断报告生成:

结合医生的专业意见，将统计分析的结果与临床判断相结合，可以生成结构化的诊断报告。诊断报告可以根据病历数据和前景分析的结果，以规范化的方式呈现疾病的诊断、病情描述、治疗建议和预后评估等信息。结构化的诊断报告可以帮助医生更好地进行患者管理、交流和决策，并促进临床研究和知识积累。

通过数据统计分析，结合医生的专业判断，可以从经过模型分割的医疗影像数据中提取有关异常值、前景数据相关性和诊断报告等信息。这样的分析有助于医生进行全面的数据评估和决策，提高诊断准确性和治疗效果，并促进医疗研究的进展。

## 3.3 联邦训练模块

### 联邦学习 RTIFed 算法——成员 CCFB 期刊一作在投论文

该算法源自我组成员一作论文。联邦学习是 AI 新兴的分支，它有助于使用来自边缘设备的大规模本地数据集协作训练全局机器学习模型，并通过上传共享模型更新而非原始训练数据的方式减少边缘网络通信负载且提供高效的数据隐私保护。现有的大部分工作都集中在设计高效的学习算法上，以实现更好的学习性能。然而在大规模联邦学习部署中，参与模型训练的激励机制，异构客户端（例如移动设备）的选择方案，电池受限移动设备的本地最优能耗决策等挑战尚未得到探索。这些挑战阻碍着移动联邦学习的广泛部署。

为了应对上述挑战，在 RTIFed 算法中：我们首先使用声誉作为衡量移动设备

可靠性和可信度的指标，提出基于声誉的有效激励机制，综合考虑客户端的系统异构性（例如 CPU 频率、电池性能等）、统计异构性（本地数据量大小、数据增长速率等）以及客户端参与训练的动态性，以激励具有高质量数据的高声誉移动客户端参与模型训练。此外，我们通过使用改进沙普利值衡量用户贡献，并基于合作博弈计算工人声誉，为联邦学习设计基于信誉的客户端选择方案，并利用区块链以去中心化的方式为具有不可否认性和防篡改属性的客户端实现安全的声誉管理。最后，针对训练中受选择的异构客户端的本地最优能耗决策问题，我们引入斯坦伯格博弈理论得到每个客户端本地最优训练轮次，在最大化平台和客户端双方效用的前提下优化能耗效率。

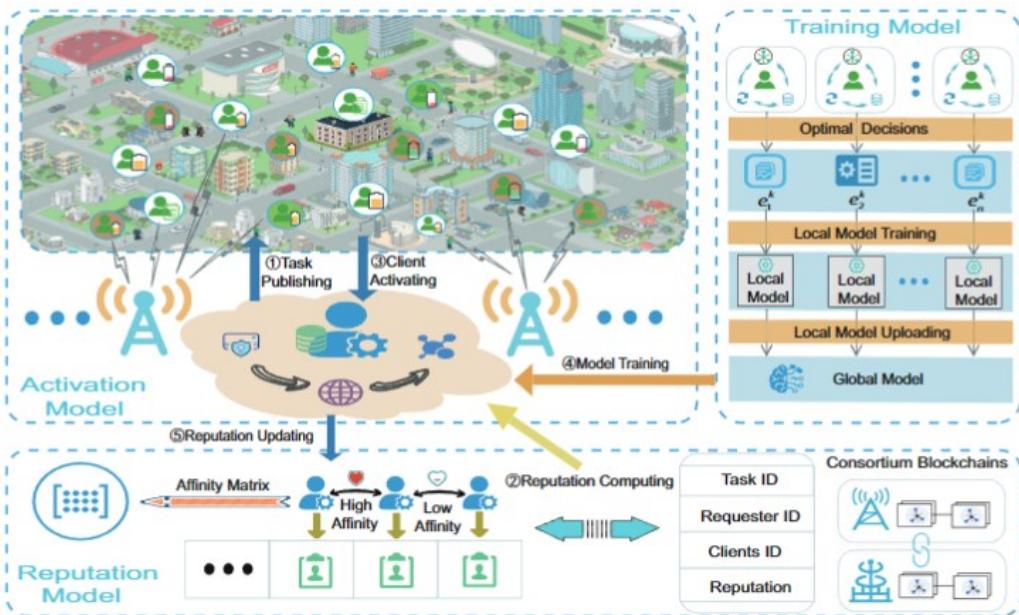


图 3-6 联邦学习 RTIFed 算法框架图

### 3.3.1 声誉计算

本平台中参数服务器会周期性扫描当前任务的活跃候选者,根据来自交互历史的直接声誉值和来自其它任务发布者的间接声誉值计算候选者的综合声誉值。其中直接声誉值由当前候选者在历史交互轮次中对模型精度提升的贡献的 shaply 值衡量和相应电量比率加权获得。声誉区块链存储和管理着所有参数服务器提供的最新推荐声誉值供边缘节点实时查询和下载。具体算法如图所示：

---

**Algorithm 1** Reputation Value Calculation Algorithm (RVCA)

---

**Input:**  $P_i, n, \mathbb{N}, \vec{\eta}$   
**Output:**  $R_n$

- 1: Initialize the Global Model;
- 2: **for**  $t \leftarrow 1, \dots, k$  **do**
- 3:     Global Update:
- 4:      $\Phi^t = \sum_{n=1}^{N^t} \frac{|S_{n,t}|}{|S_t|} \Phi_n^t$ ;
- 5:     **for each full permutation  $K^R$  do**
- 6:          $\Phi_{K^R}^t = \frac{1}{\sum_{n \in K^R} |S_n|} \sum_{n \in K^R} |S_n| \Phi_n^t$ ;
- 7:          $\Delta V(K^R, n) = V(K^R \cup \{n\}) - V(K^R)$ ;
- 8:     **end for**
- 9:      $\phi_n^k = \frac{1}{|N^k|!} \sum_R \Delta V(K^R, n)$ ;
- 10:  **end for**
- 11:  $R_{i \rightarrow n}^d = \sum_{t=1}^k \gamma^{k-t} \{ \alpha \phi_n^t + \beta (Pow_{cur} - Pow_{used}) \} * \eta_n^t$ ;
- 12:  $R_{i \rightarrow n}^{ind} = A'_i \cdot \vec{\mathcal{R}}_n$ ;
- 13:  $R_n = \epsilon R_{i \rightarrow n}^d + (1 - \epsilon) R_{i \rightarrow n}^{ind}$ ;
- 14: **return**  $R_n$

---

图 3-7 声誉计算算法伪代码

通过声誉计算算法可以获取到参与训练方的声誉值，为后续客户端选择提供依据。

### 3.3.2 客户端选择

本地数据集的质量和客户端设备的性能直接决定了全局模型的训练效率，我们通过客户端声誉值和数据的信息丰富度来评估移动设备的可靠性。首先根据候选者上传的本地数据信息计算本地数据信息丰富度，然后通过声誉值和信息丰富度的乘积得到候选工人的 key value，利用 key value 筛选得到具有高质量本地数据的高声誉工作者参与训练，具体的算法流程如图所示：

---

**Algorithm 2** Richness-of-Information Activating Strategy (RIAS)

---

**Input:**  $N, R_N, S_{N,k}$ **Output:**  $N^k$ 

```
1: Initialize  $N^k = \emptyset$ ;
2: for  $n \leftarrow 1, \dots, |N|$  do
3:    $SRE_{n,k} = \sum_{i=1}^{l_n} \left( p_{i,k} \times \frac{\log_2(p_{i,k}+c)}{\log_2(p_{i,k-1}+c)} \right)$ ;
4:    $TSRE_{n,k} = \frac{\sum_{t=k-\kappa}^k \gamma^{(k-t+\kappa)} \cdot SRE_{n,t}}{\kappa}$ ;
5:    $KSI_{n,k} = e^{b*(TSRE_{n,k})}$ ;
6:    $\overline{KSI}_{n,k} = \frac{|S_{n,k}|}{\sum_{n=1}^{N'} S_{n,k}} \times \frac{KSI_{n,k}}{\sum_{n=1}^{N'} KSI_{n,k}}$ ;
7:    $RK_{n,k} = R_n \overline{KSI}_{n,k}$ ;
8: end for
9: Sort clients according to  $RK_{n,k}$ ,  $RK_{1,k} \geq RK_{2,k} \geq \dots \geq RK_{N^*,k} \geq \dots \geq RK_{N,k}$ ;
10: for  $n \leftarrow 1, \dots, N^*$  do
11:    $N^k \leftarrow N^k \cup \{n\}$ 
12: end for
13: return  $N_k$ 
```

---

图 3-8 客户端选择算法伪代码

通过上述算法可以挑选到优质的客户端参与联邦训练中，进而获取高质量的医疗图像标注模型。

### 3.3.3 最优训练决策

挑选完成客户端后，本平台会为每一个成员挑选最优的训练决策。为每轮次训练建立一个两阶段完全信息的斯坦伯格博弈模型。参数服务器做为博弈的 leader 首先确定报酬支付  $A_k$ ，然后每个 follower 基于  $A_k$  确定当前最优训练 epochs 的数量来最大化自身效益。最终通过该两阶段的完全信息博弈模型为参与者确定最优决策来提高各参与方的效益。具体的博弈过程如图所示：

---

**Algorithm 3** Optimal Training Decision Strategy(OTDS)

---

**Input:**  $N^k, C_{N^k}, R_{N^k}, Q$ **Output:**  $e^{k^*}$ 

```
1: Initialize  $\mathbb{T} = \{1, 2\}, i \leftarrow 3$ ;  
2: Sort clients according to the ratio of unit training cost  
and reputation value  $\epsilon_i = \frac{c_i}{R_i}, \epsilon_1 \leq \epsilon_2 \leq \dots \leq \epsilon_{N^k}$ ;  
3: while  $i \leq N^k$  and  $\epsilon_i < \frac{\sum_{q \in \mathbb{T}} \epsilon_q}{h-1}$  and  $|\mathbb{T}| \leq Q$  do  
4:    $\mathbb{T} \leftarrow \mathbb{T} \cup \{i\}, i \leftarrow i + 1$ ;  
5: end while  
6: for  $n \in N^k$  do  
7:   if  $n \in \mathbb{T}$  then  
8:      $e_n^{k^*} = \min\left\{\frac{Pow_{left}}{c_n}, \frac{\Lambda_n A^k}{R_n}\right\}$ ;  
9:   else  
10:     $e_n^{k^*} = 0$ ;  
11:   end if  
12: end for  
13: return  $e^{k^*} = (e_1^k, e_2^k, \dots, e_{N^k}^k)$ 
```

---

图 3-9 最优训练决策算法伪代码

在 RTIFed 中，我们首先使用声誉作为衡量客户端设备可靠性和可信度的指标，提出基于声誉的有效激励机制，综合考虑客户端的系统异构性（例如 CPU 频率、电池性能等）、统计异构性（本地数据量大小、数据增长速率等）以及客户端参与训练的动态性，以激励具有高质量数据的高声誉客户端参与医疗影像标注模型的训练。此外，我们通过使用改进沙普利值衡量用户贡献，并基于合作博弈计算工人声誉，为联邦学习设计基于信誉的客户端选择方案，并利用区块链以去中心化的方式为具有不可否认性和防篡改属性的客户端实现安全的声誉管理。最后，针对训练中受选择的异构客户端的本地最优能耗决策问题，我们引入斯坦伯格博弈理论得到每个客户端本地最优训练轮次，在最大化医疗平台和客户端双方效用的前提下优化能耗效率，进而提升医疗标注模型的训练效率。

### 3.4 医疗随访模块

本平台的医疗随访模块旨在帮助医生和患者进行长期的疾病管理和治疗跟踪。它包括基于知识图谱的智能问答、在线沟通和患者管理。通过该模块，医生可以更好地监测患者的病情进展、调整治疗方案，并与患者实时交流，从而提供

更准确和个性化的医疗服务。同时，患者也能更方便地参与治疗过程，接收医生的指导和关注，以提高治疗效果和生活质量。

### 3.4.1 智能问答

本模块基于知识图谱实现智能问答功能，该功能的具体实现包含以下五个步骤：

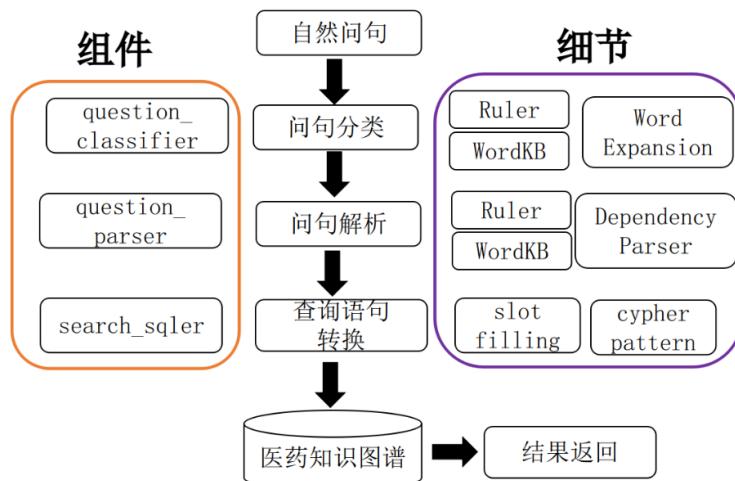
#### (1) 医疗知识图谱问答架构搭建

该系统需要构建一个医疗知识图谱，包括疾病、症状、治疗方案、药物、检查方法等医学实体和它们之间的关系。这可以通过抽取医学文献、临床试验和药物数据库等数据源，使用自然语言处理技术算法实现。这是系统的基础工作，旨在构建一个包含丰富医疗知识的图谱。这涉及收集、整合和结构化各种医学知识源，如医学文献、临床指南、药物数据库等。通过使用自然语言处理和信息提取技术，将这些知识转化为结构化的图谱表示形式，包括实体、属性和关系。

图 3-10 医疗知识图谱架构

#### (2) 自然语言理解

该系统需要对用户提出的自然语言问题进行理解，包括词法分析、句法分析和语义分析等。这可以通过使用自然语言处理技术和机器学习算法实现，例如基于模式匹配、基于规则的方法和基于深度学习的方法等。系统需要具备自然语言理解的能力，以识别和理解用户提出的医疗问题或查询。这包括实体识别，如识



别疾病、症状、药物等关键词；关系抽取，如确定问题中的因果关系、条件关系

等；以及语义解析，将自然语言问题转化为机器可理解的形式。

### (3) 知识库查询

该系统需要根据用户提出的问题，在知识图谱中进行查询，找到与问题相关的实体和关系。这可以通过使用本体推理和查询技术实现。一旦用户提出问题，系统需要根据用户的查询在知识图谱中进行检索。这需要开发高效的查询方法和算法，以从知识图谱中获取相关的医疗信息。查询可能涉及实体匹配、关系推理、路径搜索等技术，以提供与用户查询相匹配的准确答案。

### (4) 回答生成

该系统需要将查询到的医学知识转化为自然语言文本，向用户提供准确、易懂的答案。这可以通过使用自然语言生成技术和机器学习算法实现。在回答用户的问题时，系统需要能够生成准确、连贯的回答。这可能涉及到根据查询结果的排序和评分，以确定最相关的答案；句子生成，将知识图谱中的信息转化为自然语言文本；以及答案的排版和呈现，以提供清晰易懂的回答。

### (5) 用户交互

该系统需要提供友好的用户界面，实现用户与系统的交互。系统的用户交互是系统成功的关键。系统需要提供友好的用户界面，使用户能够方便地提出问题、获取答案，并与系统进行交互。这可能涉及到语音输入和输出、多模态交互、错误处理和反馈等方面的研究。

将知识图谱与医学领域结合可以构建一个强大的系统，该系统可以帮助医疗专业人员更快地获得正确的诊断和治疗方案，从而提高医疗效率和患者的健康状况。本文所搭建的医疗知识图谱如下：

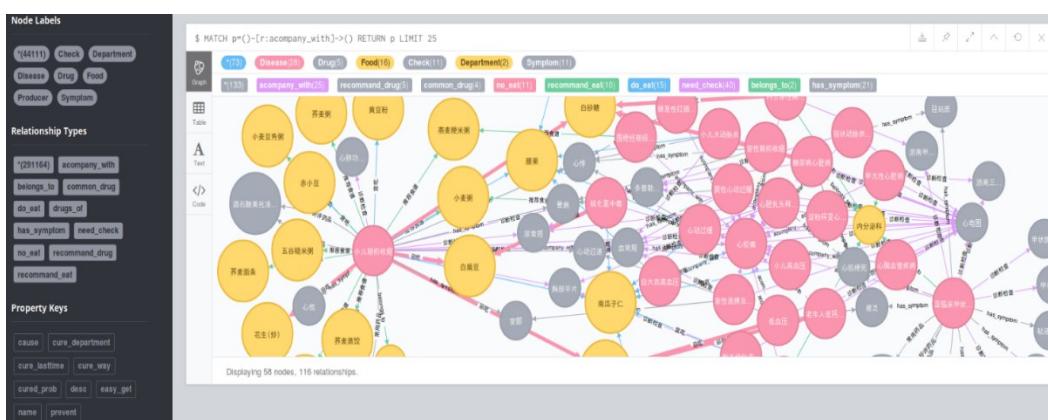


图 3-11 医疗知识图谱示意图

### 3.4.2 患者管理

医疗随访系统中的患者管理功能主要包括诊断记录和问卷随访两个部分。下面我将对这两个功能进行详细描述：

#### (1) 诊断记录

诊断记录是患者通过医疗随访系统的手机应用程序（app）远程查看其病历和诊断报告的功能。患者可以通过登录自己的账户，获得对应的权限，从而查看与自己相关的诊断记录。在诊断记录中，患者可以访问到他们的病历和诊断报告等关键信息。病历记录通常包括患者的基本信息、症状描述、体格检查结果、诊断结果、医嘱和处方等详细信息。诊断报告则是医生根据患者的检查结果和临床表现进行综合分析和诊断的文档。

远程查看诊断记录的功能使患者可以方便地随时随地访问自己的医疗信息，了解自己的病情和治疗进展。这种方式方便了患者与医生之间的沟通，也提高了医疗信息的可及性和连续性。

#### (2) 问卷随访

问卷随访是医生通过医疗随访系统向患者发放问卷，以了解患者的病情、治疗效果和生活质量等方面的情况。这些问卷可以通过手机应用程序或电子邮件等方式发送给患者，并且在系统中进行管理和分析。

医生可以根据患者的特定情况设计问卷，例如询问疼痛程度、用药情况、身体状况和生活质量等方面的问题。患者收到问卷后，可以在规定的时间内完成填写，并通过系统提交答案。医生可以在系统中查看和分析患者的答案，了解患者的治疗进展和需求。

问卷随访功能有助于医生了解患者的病情变化和治疗效果，及时调整治疗方案，提供个性化的医疗服务。同时，这种方式也方便了患者与医生之间的交流，提高了患者对自己病情的认识和参与程度。

综上所述，医疗随访系统中的患者管理功能包括诊断记录和问卷随访。通过远程查看诊断记录，患者可以方便地获取自己的病历和诊断报告等信息。而问卷随访则使医生能够通过发送问卷了解患者的病情和治疗效果，为患者提供更好的

医疗服务。

### 3.5 关键技术

本平台的关键技术包括如图所示的四个方面：

**(1) 多模型分割支持：**该平台支持多种模型进行分割任务，目前已经集成了脑瘤、腹腔和肺结节等数据集。这意味着平台可以处理不同部位的医学影像数据，并利用适用于各种疾病的专门模型进行分割和分析。

**(2) RTIFed 算法联邦训练模型：**平台采用自主研发的 RTIFed 算法用于联邦训练模型。联邦学习是一种分布式机器学习方法，可以在不共享原始数据的情况下，通过在本地设备上进行训练，并将模型参数进行聚合，实现模型的全局更新。这种算法可以在保护患者隐私的前提下，充分利用分布式数据进行模型训练，提高了模型的性能和可用性。

**(3) 医疗知识图谱：**平台采用自主研发的医疗知识图谱，该图谱是一个结构化的医疗知识数据库，包含了医学实体、概念和关系等信息。通过将医疗知识进行图谱化表示，平台可以更好地管理和应用医学知识，提供更准确的诊断和治疗建议。

**(4) minio 分布式对象存储框架：**平台采用了最新的 minio 分布式对象存储框架。minio 是一个开源的对象存储服务器，可以提供高性能、可扩展和容错能力强的存储服务。通过使用 minio，平台可以高效地存储和管理医学影像数据、模型参数和其他相关数据，确保数据的安全性和可用性。



图 3-12 关键技术

这些关键技术的应用使得医疗随访平台能够支持多模型分割、联邦学习、医疗知识图谱和分布式存储等功能，提高了医疗数据的处理效率、模型的精度和平台的可扩展性。

## 4.应用效果

### 4.1 智能标注运行效果

#### 4.1.1 数据导入\导出

- 导入医学数据
  - 实现了包含 nii、nii.gz、mhd、raw、dcm 等常见格式的医学图像的导入；
  - 支持原数据集对应的标签和本平台标注后的标签的导出。
  - 支持图像和标签的批量导入与导出。

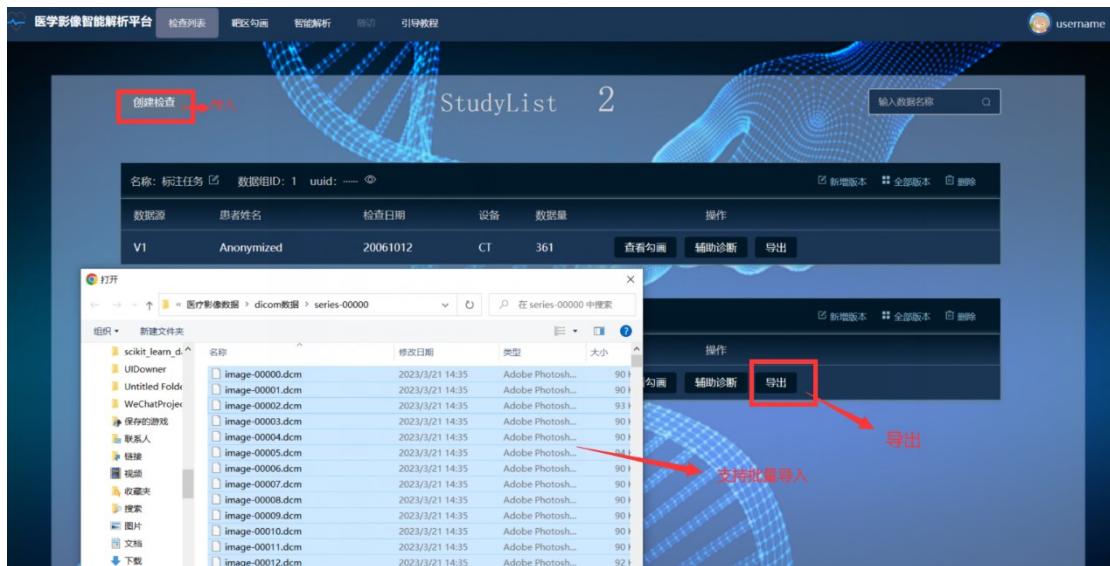


图 4-1 数据导入演示图

- 数据预处理（目前仅支持 dcm 图像）
  - 加载 DICOM 文件，获取图像数据和相关元信息，去除数据中的噪声并添加缺失的元数据。
  - 数据转换：将像素值转换为 HU，以及这些单位值对应的器官组织。
  - 重新采样到同构分辨率，以消除扫描仪分辨率中的方差。
  - 数据增强：通过旋转、缩放等操作，实现 0 中心矫位，方便后续裁剪和批处理。

#### 4.1.2 快速分割

- 模型推理
  - 建立推理按钮，点击后可以基于加载的模型对导入的医疗图像进行分割。
- 分割效果展示
  - 展示该模型推理后的分割效果并将标签渲染到原图上去。



图 4-2 推理分割效果图

#### 4.1.3 数据展示

- 原图 3D 展示
  - nii、nii.gz、mhd、raw、dcm 等医学图像数据通常用于存储医学成像数据，例如 MRI 或 CT 扫描。将这些医学图像数据以三维的方式呈现出来并提供更多的视角和交互式的控制方式，使得医生或研究人员可以更深入地探索数据并做出更准确的诊断和研究。

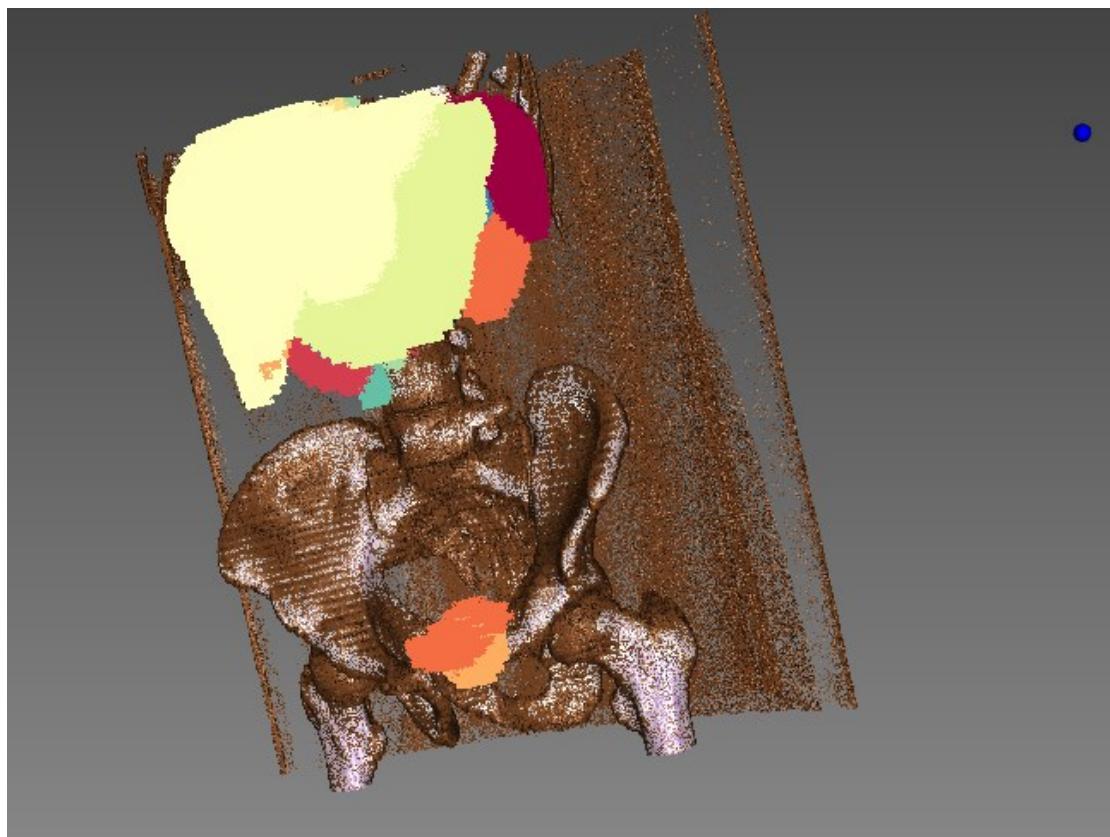


图 4-3 原图 3D 展示图

- 标签 3D 展示
  - 在医学图像中进行推理分割后，将不同的器官结构、组织或病灶的标签渲染到原始图像以进行可视化。
- 三视图展示
  - 三视图的方式展示原图和标签。每个视图支持鼠标拖动进行切片切换、鼠标拖动带动 3D 原点的变化。

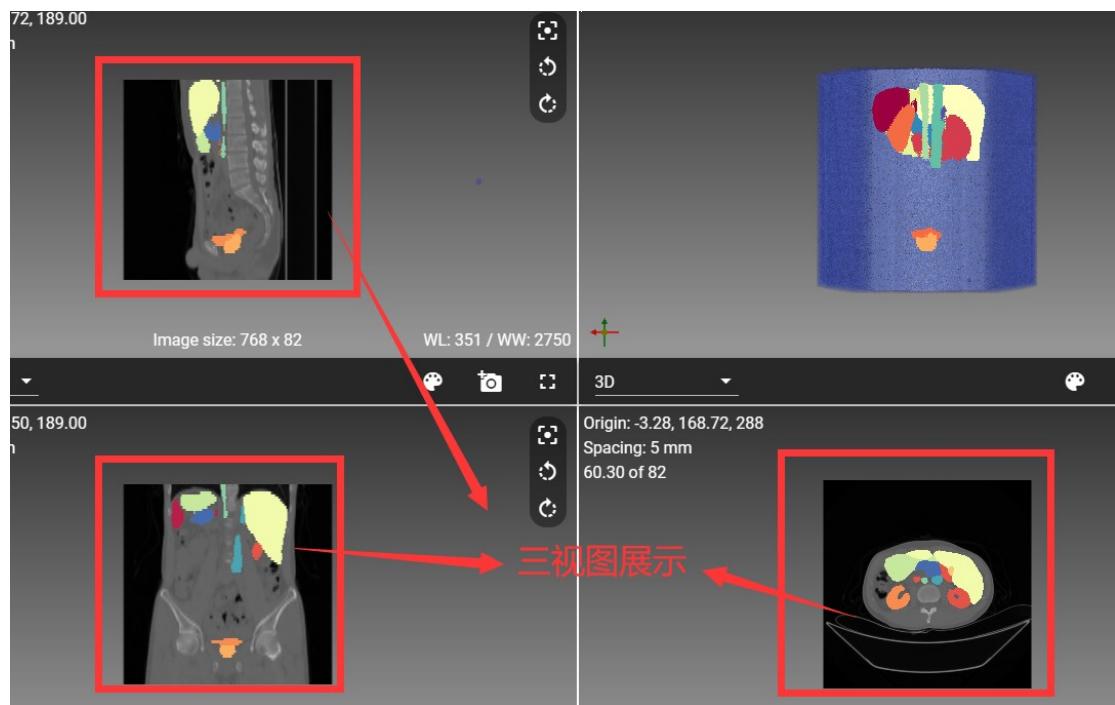


图 4-4 三视图展示

- 视图缩放
  - 在三维模型和三视图中通过调整视角的距离来放大或缩小模型的大小。
- 窗宽窗位调整
  - 在三维模型中通过调整视窗中的颜色映射范围来改变图像的对比度和亮度，使得医生或研究人员感兴趣的结构或组织更易于分辨。支持通过手动调整窗宽和窗位来适应不同的图像特征，以更好地检测和诊断病变。

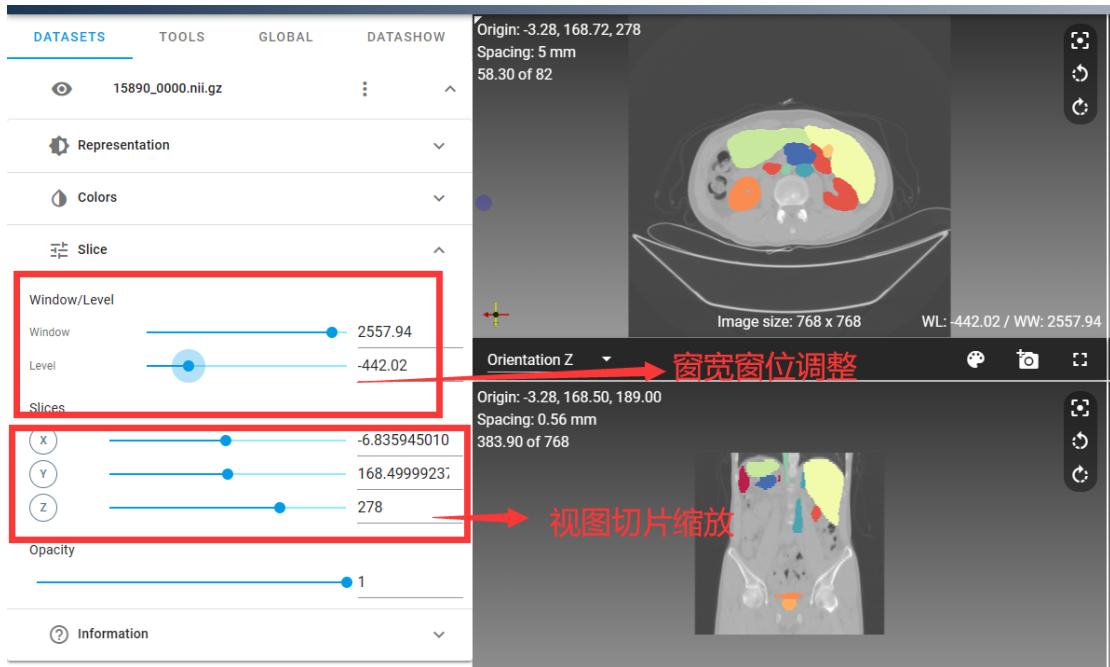


图 4-5 视图调整演示图

#### 4.1.4 标签管理

- 标签的增删修查
  - 模型推理或人工标注给 s 不同的器官结构或组织打上标签，并可以对标签进行增删改等操作。
- 颜色切换
  - 模型推理或手工标注将不同的器官结构或组织的标签切换为不同的颜色，并支持色板一键调色。
- 标签导出
  - 目前支持将人工标注或模型推理分割后的标签结果导出为 nii , nii.gz, json 等格式。

### 4.2 辅助诊断运行效果

#### 4.2.1 数据分析

- 分割目标体积、面积测量
  - 基于 spacing 参数，获取测量分割器官或病灶在 x, y, z 切面上的直径、面积和目标体积。
- 处理用户上传的后处理脚本

- 基于用户上传的后处理脚本返回结果进行合理的展示和分析。
- 通过折线图统计患者某部位长期病灶的大小的变化趋势、展现患者各个器官或组织的体积大小变化进行病理相关性分析；
- 通过箱型图将病人器官或者病灶体积与正常水平进行对比，快速定位异常值。

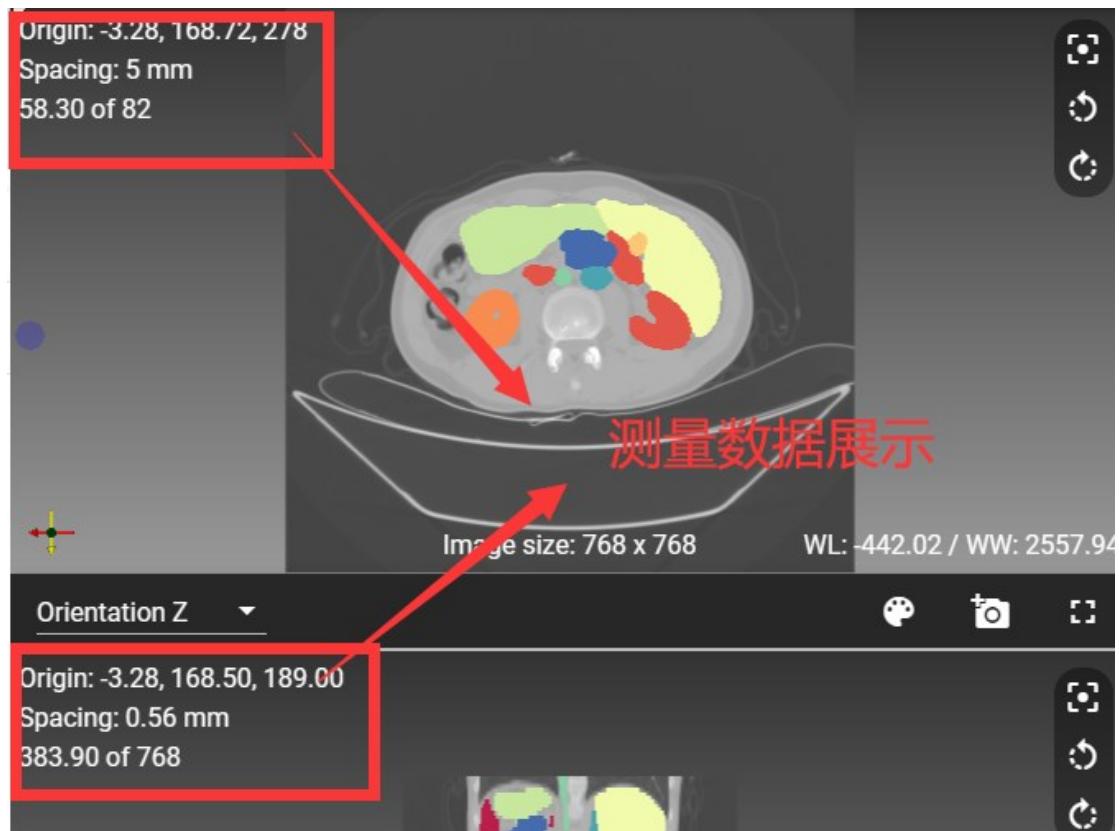


图 4-6 测量数据演示图

#### 4.2.2 数据管理

- 历史版本深拷贝：同一套医疗数据可进行不同版本的标注，通过深拷贝，保留实现图像标注的多版本可追溯性和继承性。
- 对已上传医疗影像数据进行增删查改操作



图 4-7 标签管理演示图

- 笔刷、橡皮擦等方式优化分割结果
  - 支持使用笔刷、橡皮擦对模型推理分割结果进行优化。
  - 提取最大连通域对分割结果进行优化。对于我们使用的器官分割数据集，由于模型分割不可能完全正确，分割结果可能会出现某个病灶有多个连通区域，通过 skimage.measure.label 去除噪声并提取最大连通区域做为分割结果进行展示。

## 4.3 联邦训练运行效果

### 4.3.1 资源管理

在联邦训练系统中，资源管理是一项关键任务，旨在有效地管理参与方之间的计算、数据资源。由于联邦学习的分散性质，每个参与方通常具有自己的本地数据集合，异构设备性能。资源管理在联邦学习中是一个复杂且具有挑战性的任务，需要综合考虑参与方的异构性、通信开销、数据隐私等因素。

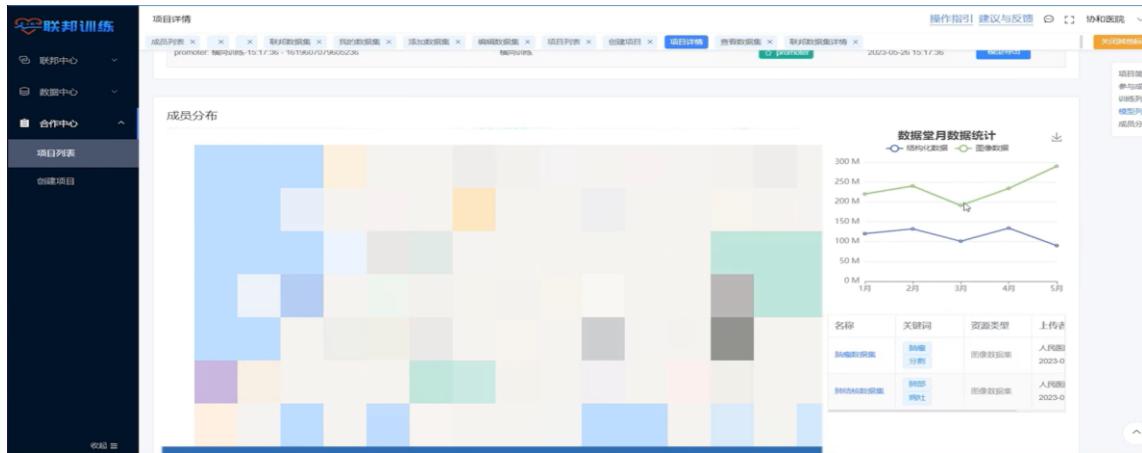


图 4-7 联帮成员空间分布

### 4.3.2 任务管理

在联邦学习系统中，训练任务管理是指对参与方的训练任务进行规划和协调的过程。由于联邦学习的分散性质，每个参与方通常负责本地数据的训练，而训练任务管理的目标是在保证系统性能的同时，合理分配任务并进行协调，以实现全局模型的训练。



图 4-8 联邦任务的准确率反馈

## 4.4 医疗随访运行效果

### 4.4.1 在线问诊

在医疗随访平台中，在线问诊是一项重要功能，它允许患者通过网络与医生进行实时的远程问诊和咨询。这种方式可以提供便利的医疗服务，减少患者的时

间和地理限制，并增加医生与患者之间的互动和沟通。

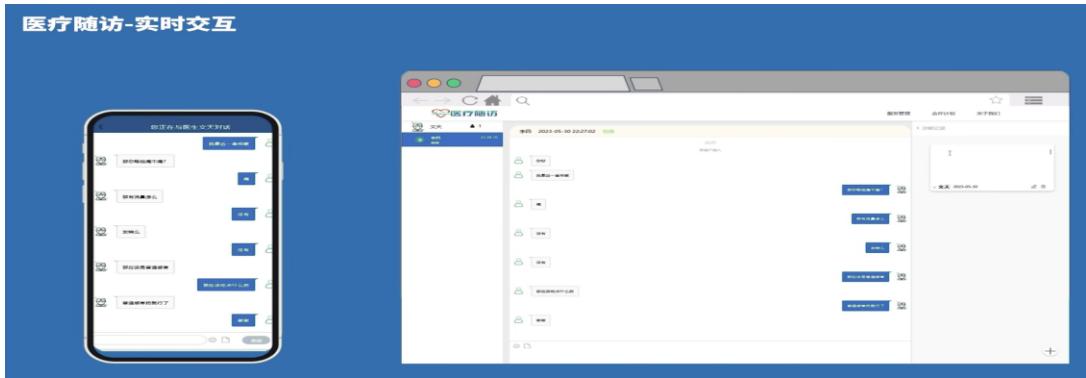


图 4-9 在线随访效果图

#### 4.4.2 智能问诊

在医疗随访平台中，基于知识图谱的智能问诊是利用医学知识图谱和人工智能技术来提供智能化的问诊和咨询服务。该系统结合了医学领域的知识和大数据分析，能够根据患者的症状和疾病信息，为患者提供个性化的诊断建议和治疗方案。

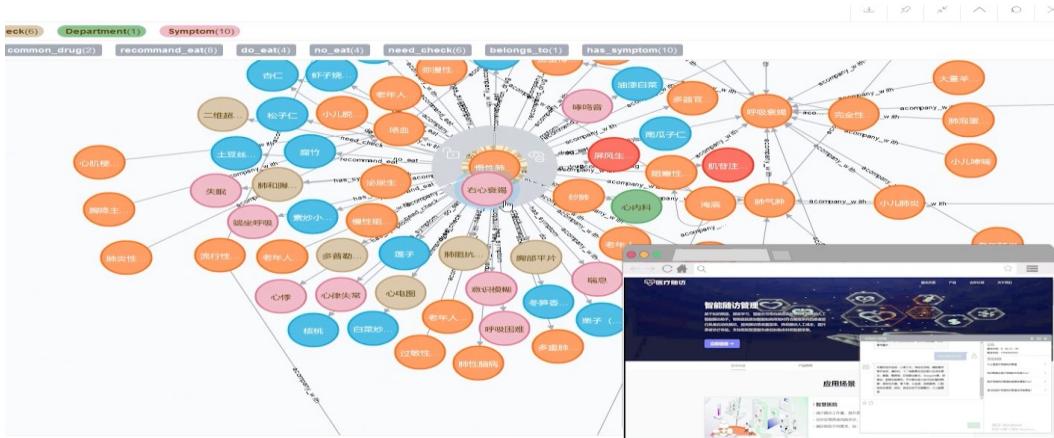


图 4-10 基于知识图谱的智能问诊

### 4.5 分布式对象存储

将 3D 医疗数据分散地存储在多个节点上，而不是存储在单个节点或中心化的存储设备上。这些数据可以在需要时通过网络连接进行访问，同时通过持久化确保即使系统关闭或断电，数据仍然可以恢复。

- **数据可扩展性：**采用分布式存储技术可以方便地扩展存储容量，以适应大量3D医疗图像数据不断增长的需求。
- **高可用性：**将数据复制到多个节点上，即使某些节点发生故障，数据仍然可以通过其他节点访问。
- **更好的性能：**3D医疗数据解析平台需快速处理和分析大量的数据，可以通过在多个节点上并行存储和访问数据来提高系统的性能。
- **安全性：**3D医疗数据解析平台需要保证数据的安全性，将数据分散存储在多个节点上，即使某些节点受到攻击或损坏，也不会导致数据的完全丢失。

The screenshot shows the MinIO Object Store interface. On the left is a sidebar with navigation links: Object Browser, Access Keys, Documentation, Buckets, Policies, Identity, Monitoring, Events, Tiering, and Site Replication. The main area is titled 'Object Browser' with a search bar at the top. Below it, there's a breadcrumb trail showing the bucket name 'test'. The table lists objects with columns for Name, Last Modified, and Size. One specific row is highlighted with a red box and a red arrow pointing to the text '分布式存储管理'.

Name	Last Modified	Size
00eecbdb-3666-4096-a5c6-c7cca05e9654.dcm	Thu, Mar 30 2023 10:46 (GMT+8)	88.3 KIB
014bd5db-edc4-4742-a20f-b0d3d70825f1.dcm	Thu, Mar 30 2023 10:46 (GMT+8)	82.7 KIB
01b5cb1c-480d-42c7-83ee-cd143d0a80b0.dcm	Thu, Mar 30 2023 10:46 (GMT+8)	85.3 KIB
028f8507-1318-4483-afc9-abcb418fcbee.dcm	Today, 14:45	
02cabcf7-fbd6-44f8-9827-340d59e4209c.dcm	Thu, Mar 30 2023 10:46 (GMT+8)	90.3 KIB
0306ec54-f95b-4593-a920-9196a040501d.dcm	Thu, Mar 30 2023 10:46 (GMT+8)	96.0 KIB
03e725cd-4f6d-4ec3-8c0e-bf43f12bdff9.dcm	Thu, Mar 30 2023 10:46 (GMT+8)	96.4 KIB

图 4-11 存储管理演示图

## 5.创新与特色

3D 医疗数据智能解析平台创新性具体表现在采用 nnUNet 等模型、联邦学习算法、医疗知识图谱和分布式对象存储等技术，构架了一个集智能标注、辅助诊断、联邦训练和医疗随访的多功能医疗影像数据智能解析平台。



图 5-1 医心相印特色综述

## 5.1 慧眼识别众影像，智能标注繁化简

基于 **nnUNet、Unet、Vnet** 等多种算法实现影像数据智能标注。

智能标注功能指基于深度学习技术对医疗影像数据进行自动化标注和分割。在该过程中，海量 3D 医疗数据会被导入系统，并通过数据预处理步骤对数据进行转换、重采样和增强等操作，以提高模型的识别精度和鲁棒性。接着，系统会利用训练好的深度学习模型对医疗影像数据进行分割，并对分割结果进行渲染，以便医生更直观地观察分割结果。此外，系统还提供了多种分割优化工具，如笔刷优化、最大连通域优化和橡皮擦优化等，以便医生对分割结果进行进一步的优化和调整。最后，系统支持将训练好的模型导出，以便在其他应用场景中使用。整个智能标注功能的流程能够高效地处理医疗影像数据，提高医生的工作效率和诊断精度。

## 5.2 病理解析隐患除，个性诊断脉络请

实现对患者长期病历数据的高效管理和个性化分析。

辅助诊断功能是在医疗数据标注完成的基础上，利用医疗数据可视化技术实现对医学影像的 3D 可视化展示，并支持视图调整方便医护人员观测医疗影像以满足不同诊断需求。利用前景数据分析技术，基于患者既往病历进行相关性分析和异常值检测，可以帮助医生识别患者病情的异常变化，并更准确地进行诊断。最后，系统智能生成诊断意见和门诊病历来提供对患者病情的全面记录和管理。

## 5.3 联邦训练高可靠，部门协作破孤岛

基于自主研发的 **RTIFed** 联邦学习技术实现安全、高效的模型训练。

联邦训练功能指基于联邦学习技术完成智能标注模型的训练，提供了开放本地数据集、发布模型训练任务和协作参与模型训练等。医疗影像数据高敏感性使得各个医院或研究部门不愿与外部共享本地数据信息，从而导致医学信息孤岛形成。针对于疑难杂症的识别模型由于样本量小，自然训练精度低。本平台可以将服务器部署于可信第三方（政府、权威医院等），每个用户可上传本地数据集进而形成一个数据共享中心，在发起训练任务时可以选择协作对象和使用的共享数

据集进行个性化训练。由于第三方中心通常为可信的，并且用户无法通过本平台获取其他用户未公开数据集详细信息。因此，这种联邦训练的方式可以在保证数据安全的前提下实现各单位大规模协作并高效训练个性化数据集合，打破医疗数据孤岛，全面释放海量医疗数据影响的挖掘潜力。

## 5.4 随访跟踪效率高，精准施治病患安

### 自主搭建适应于本平台的医学知识图谱进行智能问答并实现在线沟通

本系统的医疗随访功能提供了在线问访、智能问答等服务。该功能分为 web 端和 app 端，前者供医生使用，后者专门为患者使用。医生可以通过本系统与自己的患者进行实时在线沟通交流询问他们的症状、用药情况和生活质量等方面的情况。这有助于及时了解患者的康复进展并提供必要的建议和指导，根据患者的状况，医务人员可能需要调整治疗方案或制定康复计划。他们可以为患者提供进一步的治疗建议、药物调整或康复指导，以确保患者的持续康复。患者除了可以通过该系统与医生沟通外，还可以通过随访机器人进行智能问诊，随访助手基于知识图谱进行开发并通过知识库查询解答用户疑难，普及医疗常识并减轻医生工作负担，进一步提升了医疗服务的水平和质量。

## 5.5 对象存储高可用，海量数据快读写

### 采用 MinIO 技术实现海量医学影像数据的分布式存储。

本平台采用分布式对象存储以满足医疗数据存储容量需求、提高数据可靠性和可用性、优化数据访问性能等方面。医疗数据量庞大，传统的单机存储已经不能满足日益增长的数据存储需求。采用分布式对象存储可以将数据存储在多个节点上，实现无限扩展的存储容量。医疗数据具有极高的价值和敏感性，采用分布式对象存储可以将数据复制到多个节点上，保证数据的备份和可靠性。同时，采用分布式对象存储可以在多个节点上并行处理数据，提高系统的读写性能和响应速度。

## 6.总结与展望

针对前文提到的社会背景与智慧医疗影像平台建设中存在的**标注难、管理难、隐私安全风险和缺乏高效医疗随访手段**等四大痛点问题，本作品综合现有数据资源与服务，利用人工智能、分布式存储、大数据等信息技术，采用医学影像分割、分布式对象存储、联邦学习、知识图谱等前沿核心技术，集 3D 医疗数据管理、模型推理分割、模型可视化展示、医疗数据分析等模块于一体，设计并开发了一体化医疗数据智能解析平台，**打通了从数据处理、模型训练、可视化验证、部署到医疗数据分析和医疗随访的医学诊断全流程**，实现了 3D 医学影像资料的智能标注、辅助诊断、联邦训练和医疗随访，最大限度地推进医疗产业的智能化、数字化转型。

目前医心相印系统仍有较多的不足与漏洞需要改进，如增加模型支持，不断扩展系统支持的模型类型，以覆盖更多的医学影像分析任务，加快新模型的研发和部署速度；开发更加灵活、高效的交互式分割工具，以提高用户在 3D 建模后的自由度和灵活性，同时优化算法性能，以实现快速、高质量的交互式分割；我们将在未来持续改进与优化，不断的完善本系统，使其更适用于现实环境，真正的普及使用到大众群众中，为国家“十四五”全民健康规划的推进实施做出自己的一份贡献。

**医者以心相印，以真心待人，关注患者的身心健康，用医术为患者服务，建立良好的医患关系，用技术服务于医疗健康，为患者提供更好的医疗体验和诊疗效果，这是本平台理念所在。**

最后，特别感谢老师的指导，感谢团队所有成员的辛苦付出，感谢各位专家评审老师的耐心阅读。