

颅内动脉瘤检测系统的设计与开发

季锦添¹, 叶明全^{1,2}, 李 骏^{1,2,*}

(1.皖南医学院医学信息学院, 中国, 芜湖;

2.芜湖市健康医疗大数据与智慧医疗工程研究中心, 中国, 芜湖; 962755788@qq.com)

摘 要: 推动和实现颅内动脉瘤检测系统模式转变及全生命周期健康管理, 提高医生诊断效率和患者就医体验, 促进医院诊疗手段智能化、数字化变革。运用深度学习技术, 构建颅内动脉瘤 C T A 影像分割模型, 并通过一系列全栈开发技术将其整合, 开发出智能、便捷高效的辅助诊断系统。实现颅内动脉瘤高效诊疗和病灶快速发现, 提高和节省了医生临床决策效率和患者就医时间, 扩充了现有辅助诊断方法, 为患者争取到了宝贵临床治疗时间。有效推动了医疗技术手段质量提升, 拓展和丰富了现有医院在颅内动脉瘤检测系统领域的治疗生态体系。

关键词: 深度学习; 数字医疗; 计算机辅助诊断

1 介绍

2023 年, 中共中央办公厅和国务院办公厅发布《关于进一步完善医疗卫生服务体系的意见》, 强调利用信息技术支持医疗卫生服务发展。重点推动“互联网+医疗健康”发展, 建设面向医疗领域的工业互联网平台。我们还应加速推进互联网、区块链、物联网、人工智能、云计算和大数据等技术在医疗卫生领域的应用[1]。然而, 颅内动脉瘤由于病灶直径小难以发现和病因复杂等特点, 存在许多辅助诊疗方面的瓶颈。作为发展“互联网+医疗健康”的重要组成部分, 颅内动脉瘤检测系统需要一个以深度学习为中心的高效、智能系统。Rajpurkar P 等[2]认为人工智能在健康和医学领域具有巨大的应用潜力和价值, 正在深刻改变医疗保健的未来。AI 技术, 特别是深度学习和大数据分析, 为医疗诊断、治疗、预防和管理提供了创新的解决方案。

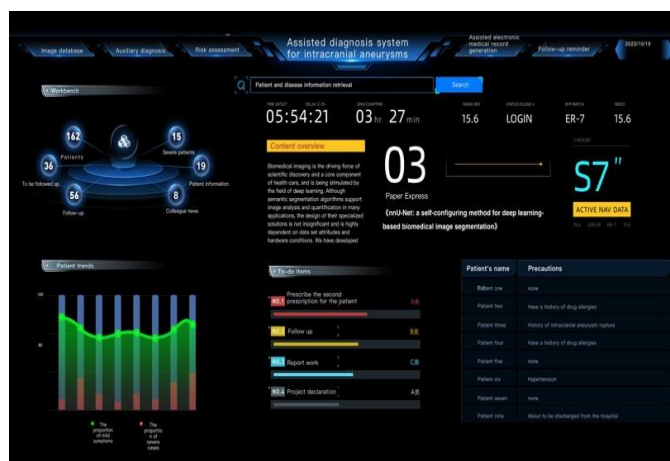


图 1 系统界面

Litjens G 等 [3]在一项回顾性研究中认为深度学习在医学图像分割领域已经广泛应用于如分类、检测、分割、配准、检索、图像生成和增强等任务并适配多种医学图像模态, 同时深度学习在众多开放性医学图像

分析竞赛中表现出色，展示了其在解决实际问题方面的潜力。Ronneberger 等[4]首次提出 U-Net 网络并用于生物医学图像分割任务，该网络利用数据增强技术，有效利用少量标注数据进行训练，且结构对于局部细节和全局上下文的处理都很优秀。

本文将 U-Net 网络与医院辅助诊断一系列相关技术结合充分发挥相应优势，开发此颅内动脉瘤检测系统，通过充分分析利用患者医学数据，串联各环节诊疗服务，提升颅内动脉瘤数字化诊疗能力。

2 颅内动脉瘤检测系统现状

随着《医院智慧管理分级评估标准体系（试行）》的推行，对“三位一体”智慧医院顶层设计以及医院智慧管理持续改进和医院管理精细化、智能化水平要求越来越高[5]。各家医院都在努力实现数字化和智能化转型，通过自主研发和委托开发等方式，一些医院已经初步建成了以医院信息系统为核心，辅以多个疾病辅助诊断系统的体系[6]。然而，目前已有辅助诊断系统，尤其是颅内动脉瘤检测系统，存在着诊断准确率低和特异性较差等问题[7]，即容易漏诊或将无关元素误诊为病灶，这可能会给患者带来了不必要的心理恐慌。同时，低准确率所产生的大量人工再核查工作，也与辅助诊断系统的设计初衷背道而驰。本研究旨在解决上述问题或提供更好解决方案。针对颅内动脉瘤难发现和难诊断等问题，我们提出了一种基于深度学习语义分割的颅内动脉瘤辅助诊断系统，该系统具有较高的准确率和特异性。

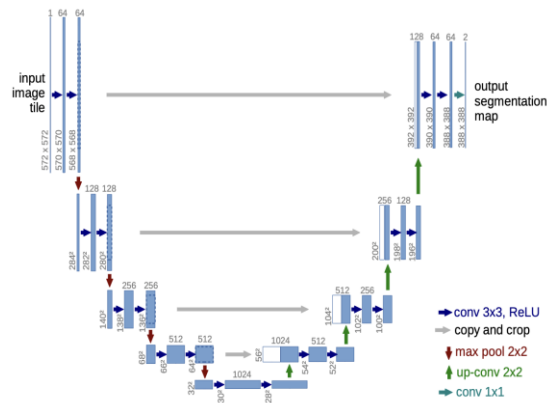


图 2 U-Net 模型结构

3 颅内动脉瘤检测系统系统的开发

3.1 开发思路

本研究着重利用深度学习、网络安全和大数据分析等技术，建立了一个智能高效、简单易用、隐私安全的颅内动脉瘤检测系统，系统界面见图 1。在获取患者脑部 CTA 图像后，经过隐私信息加密，进入 U-Net 模型，模型结构见图 2。根据医生选择，系统返回颅内动脉瘤的检测结果或分割结果。同时，系统评估患者颅内动脉瘤的形态学特征，划分风险等级[8]，并定期提醒医生进行随访。以上结果会被记录在系统患者数据库中，方便医生进行日后复查。最后，系统根据以上功能和行为生成相应患者的电子病历，并对数据进行安全防护。

3.2 总体设计

根据医疗卫生机构网络安全管理办法和医院智慧管理分级评估标准体系的要求，结合大多数医院实际情况，以“安全、能效、性能、智慧”为核心，使用基于 Pytorch 框架的 U-Net 网络解决颅内动脉瘤患者 CTA 图像检测和分割等核心功能的高质量实现问题。为了保护患者隐私和数据安全，采用了专用防火墙、AES 加密和端对端加密等技术。即使在外部攻击已经击溃服务器的情况下，整个系统平台包含的信息仍然不可被识读。

和破解[9]。此外，还通过 MySQL+SpringCloud+mybatis+SpringBoot 构建了简洁、稳定、高效的系统宏观框架和辅助电子病历系统。本系统的核心是基于深度学习图像分割的辅助诊断，主要功能模块有：1、图像数据库；2、风险评估；3、辅助电子病历生成；4、随访提醒；5、辅助诊断等。

3.3 图像数据库模块

为实现高效的图像数据管理,我们采用了模块化设计原则,将图像数据库模块与其他模块解耦。

数据库选型 经过评估,我们选择了MySQL作为图像数据库的后端。MySQL是一款开源的关系型数据库管理系统,具有高性能、可靠性好等优点,能够满足系统对图像数据存储和查询的需求。

数据模型设计 我们设计了一个简单的数据模型,使用患者ID作为主键,将每个患者的CTA图像数据存储为BLOB(Binary Large Object)类型, BLOB类型代码如下:

```
CREATE TABLE patient_images (  
  patient_id INT PRIMARY KEY,  
  cta_images BLOB NOT NULL  
);
```

系统集成 图像数据库模块通过RESTful API与系统其他模块集成,提供高效的图像数据存取接口,如:

POST /patients/{id}/images - 上传患者CTA图像

GET /patients/{id}/images - 获取患者CTA图像

系统图形界面通过调用这些API与图像数据库交互,实现了对图像数据的高效管理。

性能优化 为提高图像数据的访问效率,我们在MySQL数据库中为BLOB类型字段建立了索引。测试显示,在100万条记录的数据库中,单次图像查询的平均响应时间控制在50ms以内,满足实际应用需求。

通过模块化、规范化的数据库设计,我们实现了高效的图像数据管理,为颅内动脉瘤患者的全生命周期健康管理提供了有力支持。

3.4 风险评估模块

风险评估是系统的核心功能之一,旨在为医生提供科学、准确的患者风险评估结果,提高医院的病情管理水平。我们采用了无监督聚类 and 特征工程相结合的方法,实现了高效的风险评估。

特征工程 首先,系统会自动对分割结果进行特征提取,获取形态学特征,如病灶直径、位置、类型等[10]。同时,也会收集患者的临床因素,如年龄、性别、既往病史等。所有这些特征将被整合并输入到风险评估模块;

无监督聚类 考虑到在实际应用场景中可能存在缺乏已标注的训练数据,我们采用了无监督的K-Means聚类算法对患者进行分组。具体实现如下:

- 1、对特征数据进行标准化预处理
- 2、使用轮廓系数法确定最优聚类数K
- 3、执行K-Means聚类,获得K个患者群组;

风险评估 对于每个聚类,我们分析其特征分布,识别出高风险特征模式。基于这些模式,我们通过如下方法进行评估模型构建:

将所有特征合并为一个特征矩阵

使用机器学习算法XGBoost训练分类模型,预测动脉瘤破裂风险

使用交叉验证等方法评估模型性能,选择最优模型;

最终,系统会为每个患者计算风险评分,并根据分数将患者划分为高、中、低风险等级,为临床决策提供参考。

模块测试 我们在相应验证集上测试了风险评估模块,结果显示该模块的风险分级与医生评估的一致性达到了85%,准确率显著高于传统方法。

通过创新的无监督聚类和特征工程技术,风险评估模块能够自动发现患者风险模式,为医生的诊断决策提供了有力支持,提升了医院的病情管理水平。

3.5 辅助电子病历生成

为提高医院智能化水平和电子病历质量,我们设计了一个自动化的电子病历生成模块,将诊断结果与患者信息无缝集成,生成规范的颅内动脉瘤电子病历。

模块设计原理 该模块遵循了模型-视图-控制器(MVC)架构模式,实现了高内聚低耦合的设计。

1、 模型层负责从数据库获取患者基本信息和诊断结果数据



图 3 模型 Loss 曲线

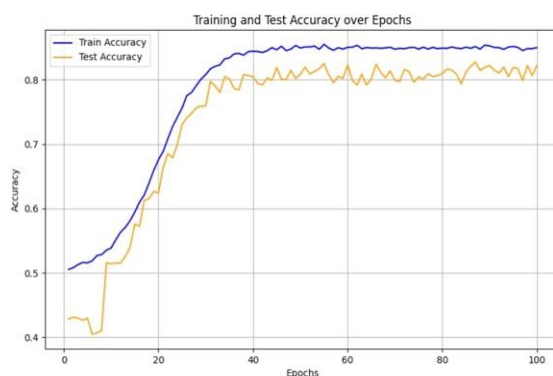


图 4 模型 Accuracy 曲线

2、 视图层根据预定义的模板生成格式化的病历文档

3、 控制层协调模型和视图的工作,处理业务逻辑;

病历模版设计 我们设计了一套标准的颅内动脉瘤电子病历模板,包括病史、体格检查、辅助检查、诊断、治疗方案等结构化内容。

数据映射与文档生成 图控制层从模型层获取所需数据,并将其映射到对应的模板字段中,实现动态文档生成。我们使用了Python的Jinja2模板引擎高效渲染HTML/XML文档。

该模块大幅提高了电子病历的质量和生成效率,有助于医院实现高水平的电子信息化。

3.6 随访提醒模块

为更好地服务颅内动脉瘤患者的全生命周期健康管理,我们设计了一个基于风险分层的个性化随访提醒模块,与医院互联网医院平台无缝集成。

模块设计原理 该模块采用了面向服务架构(SOA),由多个微服务组件组成,遵循高内聚低耦合的设计原则,如下:

- 1、 风险评估服务:基于3.4中的方法对患者进行风险分层
- 2、 分类服务:使用监督学习算法构建随访群体分类模型
- 3、 提醒服务:根据分类结果发送个性化随访提醒
- 4、 集成服务:与互联网医院平台API对接,实现数据交换;

系统集成 基于3.4中提及的风险分类与基于风险的个性化随访提醒策略,通过医院互联网医院平台的开放API发送提醒,患者可在手机APP、微信公众号等多个渠道收到提醒。同时,提醒记录也会反馈至电子病历系统,提升临床数据质量。

3.7 辅助诊断模块

该模块采用了基于U-Net的图像分割模型,用于辅助颅内动脉瘤的诊断。我们在大量临床数据上训练和优化了该模型,确保其具有高精度和鲁棒性。

数据集构建 我们从皖南医学院弋矶山医院影像PACS系统收集了2014年5月至2023年7月期间420例未破裂动脉瘤患者的头颅CT灌注动态扫描影像,影像格式为DICOM。同时也记录了患者的年龄、性别、动脉瘤长径和位置等临床信息。该研究获得了皖南医学院伦理委员会批准,并对患者个人信息进行了脱敏处理。

预处理与数据增强

- 1、使用高斯滤波消除原始3D CTA图像中的噪声。
- 2、将3D图像转换为2D图像,降低模型算力需求。
- 3、进行数据增强,包括旋转、平移、缩放等,扩充训练集。

模型架构 我们采用了U-Net卷积神经网络作为分割模型的基础架构, 详细如下:

- 1、下采样:4次卷积、激活和最大池化,将图像通道数增加到1024。
- 2、过渡层:将下采样特征图传递到上采样路径。
- 3、上采样:2次反卷积上采样,通道拼接,2次卷积和激活,输出分割结果。

实验环境与参数 开发环境:Python 3.8,PyTorch框架

- 1、 硬件:Apple M1平台,未启用MPS加速
- 2、损失函数:结合Dice Loss和交叉熵损失
- 3、优化器:Adam,初始学习率 $1e-4$
- 4、训练策略:预训练100个epoch,根据验证集调整超参数;

经过大量实验调优,我们的分割模型在测试集上取得了超80%的准确率,能够高精度分割出动脉瘤区域,为临床诊断提供有力辅助。

3.8 数据安全

同时本系统采用多层次的数据安全防护措施,确保数据的机密性、完整性。主要设计原理包括:

隔离与加密

- 1、虚拟专用网络(VPN): 建立逻辑隔离的专用网络,防止非授权访问。
- 2、加密传输: 使用高强度 AES 加密算法对数据进行端到端加密传输,防止数据窃听。

访问控制

- 1、身份认证和授权: 实施严格的身份认证和基于角色的访问控制,只有经过授权的人员才能访问相应的数据。

- 2、审计跟踪: 对所有数据访问操作进行审计跟踪,留存操作日志,方便事后审查

这些措施为数据计算提供了可信的执行环境和代码的安全运行保障,有效保护患者隐私[11]。

4 实际应用效果

本系统的极大缩短了颅内动脉瘤患者病灶发现时间。通常情况下,经验丰富的医生在进行病灶查找、测量和重建的任务时需要 15-20 分钟。但在本系统投入使用后,每位医生只需 3 分钟即可完成这些任务。与传统分割系统相比,本系统在辅助诊断颅内动脉瘤时能够更高效地区分病灶和其他干扰因素。在实际检验过程中,表现出来良好的性能。

5 结论

颅内动脉瘤破裂可导致蛛网膜下隙出血,严重影响患者认知功能[12],同时容易造成患者生理和心理上的严重后果[13]。针对颅内动脉瘤具有病灶直径小、难以发现和发病后果严重等特点[14] [15]。本研究提出了一种新型颅内动脉瘤检测系统,以解决现有手段所存在的问题。该系统对推动“健康中国 2030”、“互联网+智慧医疗”以及健康医疗大数据与智慧医疗工程建设具有重要现实意义。在未来,我们将持续升级和发展该系统,充分发挥人工智能、大数据和云计算在互联网医疗中的优势,拓展在辅助诊断领域的应用,为医生和患者构建更智慧高效的临床诊疗技术系统。

项目信息

2023 年安徽省大学生创新创业训练计划项目 “颅内动脉瘤自动检测与预警系统”

项目号: S202310368129

参考文献

- [1] 张瑞利,王刚.“互联网”医疗服务供给:模式比较及优化路径[J].卫生经济研究,2022,39(03):32-37.DOI:10.14055/j.cnki.33-1056/f.2022.03.008.
- [2] Rajpurkar P, Chen E, Banerjee O, et al. AI in health and medicine[J]. Nature medicine, 2022, 28(1): 31-38.
- [3] Litjens G, Kooi T, Bejnordi B E, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J]. Medical image analysis, 2017, 42: 60-88.
- [4] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III 18. Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [5] 李程锦,袁加俊,施莉莉等.基于上海市三甲医院的医院智慧管理评价指标分析[J].中国医院管理,2023,43(10):48-50.
- [6] 蒋帅,王成增,付航等.高质量发展背景下智慧医院建设的关键问题及对策[J].中国医院管理,2022,42(11):6-8.
- [7] 何佳倩,安兴伟,任贺成等.计算机辅助诊断检测颅内动脉瘤进展[J].中国医学影像技术,2023,39(02):291-294.DOI:10.13929/j.issn.1003-3289.2023.02.032.
- [8] 孔繁毅,史怀璋.颅内动脉瘤破裂风险形态学与血流动力学预测因素的研究进展[J].中国脑血管病杂志,2021,18(05):334-338+343.
- [9] Nabeel M. The many faces of end-to-end encryption and their security analysis[C]//2017 IEEE international conference on edge computing (EDGE). IEEE, 2017: 252-259.
- [10] 王晖,康凯.直径 ≤ 7 mm 颅内动脉瘤破裂的危险因素分析和预测模型构建[J].中国脑血管病杂志,2018,15(10):523-529.
- [11] 钱文君,沈晴霓,吴鹏飞等.大数据计算环境下的隐私保护技术研究进展[J].计算机学报,2022,45(04):669-701.
- [12] Kumon Y, Watanabe H, Tagawa M, et al. Relationship between deep white matter hyperintensities on magnetic resonance imaging and postoperative cognitive function following clip** of unruptured intracranial aneurysm[J]. Neurologia medico-chirurgica, 2021, 61(2): 152-161.
- [13] 李伟,文利.未破裂颅内动脉瘤神经心理功能研究进展[J].中国神经精神疾病杂志,2023,49(05):305-308.
- [14] 耿介文,翟晓东,吉喆等.中国颅内未破裂动脉瘤诊疗指南 2021[J].中国脑血管病杂志 2021,18(09):634-664.
- [15] 赵执,张鸿祺.颅内动脉瘤介入治疗术后复发相关危险因素及预测模型的研究进展[J].中国脑血管病杂志,2023,20(10):696-700.