

## · 影像学研究 ·

基于 3D ResUNet 的颅内动脉瘤自动  
测量模型的检测效能分析

王贵生, 莫琰, 刘婷, 王浩, 赵经纬, 刘佳雄, 黄陈翠, 潘成伟, 陈晓霞

**摘要:**目的 评价基于 3D ResUNet 的深度学习(DL)颅内动脉瘤自动测量模型对颅内不同长径动脉瘤的检测效能。方法 回顾性分析老年颅内动脉瘤患者 156 例,根据 CT 血管成像(CTA)检查颅内动脉瘤长径分为小长径组(长径 $<5$  mm)69 例和大长径组(长径 $\geq 5$  mm)87 例,采用数字减影血管造影术(DSA)检查患者的头颅影像资料,由 1 位高年资影像医师独立盲法阅片,且由另 1 位高年资医师审核结果。采用 DL 模型 3D ResUNet 卷积神经网络实现载瘤血管定位、动脉瘤检出和瘤体长径测量。以 DSA 为标准,评估 DL 模型和影像医师检查的准确性、特异性、敏感性、检出率及测量性能。结果 DSA、DL 模型与影像医师分别对小长径组和大长径组瘤体长径测量值比较,无统计学差异[3.82(3.97,4.01)mm vs 3.76(3.74,3.94)mm vs 3.87(3.72,4.01)mm,8.45(7.82,9.76)mm vs 9.04(8.93,9.97)mm vs 9.12(8.07,10.16)mm, $P>0.05$ ]。以 DSA 检查为标准,影像医师检查瘤体长径的准确性、敏感性、特异性均略高于 DL 模型( $P>0.05$ )。在小长径组中,DL 模型与 DSA 检查,DL 模型与高年资影像医师间的组内相关系数分别为 0.705(95%CI:0.683~0.714)、0.929(95%CI:0.876~0.960);在大长径组中,DL 模型与 DSA 检查,DL 模型与高年资影像医师间的组内相关系数分别为 0.817(95%CI:0.804~0.857)、0.940(95%CI:0.894~0.966)。结论 基于 DL 自动测量模型在颅内动脉瘤的检出敏感性和长径测量效能上接近高年资影像医师的判别水平,可辅助临床医师进行颅内动脉瘤载瘤血管节段检出和瘤体长径测量。

**关键词:** 颅内动脉瘤;血管造影术;数字减影;成像;三维

Efficiency of 3D ResUNet-based automatic measurement  
model of intracranial aneurysm diameterWang Guisheng, Mo Yan, Liu Ting, Wang Hao, Zhao Jingwei, Liu Jiaxiong,  
Huang Chencui, Pan Chengwei, Chen Xiaoxia(Department of Computed Tomography, Chinese PLA General Hospital  
No.3 Medical Center, Beijing 100039, China)

**Abstract: Objective** To assess the efficiency of 3D ResUNet deep learning(DL)-based automatic measurement model of intracranial aneurysm diameter in detecting intracranial aneurysms with a different diameter. **Methods** One hundred and fifty-six elderly intracranial aneurysm patients were divided into intracranial aneurysm diameter $<5$  mm group ( $n=69$ ) and intracranial aneurysm diameter $\geq 5$  mm group ( $n=87$ ). Their DSA data were read by a senior imaging technician independently and checked by another senior imaging technician. The located intracranial aneurysms were detected and their diameters were measured according to the 3D ResUNet DL convolutional neural network. The accuracy, specificity, sensitivity and efficiency of 3D ResUNet DL-based automatic measurement model of intracranial aneurysm diameter in detecting intracranial aneurysms were assessed according to their DSA parameters. **Results** No significant difference was detected in intracranial aneurysm diameter measured by DSA, 3D ResUNet DL-based auto-

DOI:10.3969/j.issn.1009-0126.2021.05.004

基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFC0118104);首都临床特色应用研究(Z181100001718013);解放军总医院军事转化医学项目

(Z181100001718013)-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

作者单位:100039 北京,解放军总医院第三医学中心放射诊断科(王贵生,刘婷,赵经纬,刘佳雄,陈晓霞);北京深睿博联科技有限责任公司(莫琰,王浩,黄陈翠,潘成伟)

通信作者:陈晓霞,Email:xiaoxia0905@126.com

matic measurement model and imaging technicians between the two groups [3.82(3.97,4.01)mm vs 3.76(3.74,3.94)mm vs 3.87(3.72,4.01)mm, 8.45(7.82,9.76)mm vs 9.04(8.93,9.97)mm vs 9.12(8.07,10.16)mm,  $P>0.05$ ] and in accuracy, sensitivity, specificity measured by 3D ResUNet DL-based automatic measurement model and DSA between the two groups ( $P>0.05$ ). The correlation coefficient of intracranial aneurysm diameter detected by 3D ResUNet DL-based automatic measurement model and senior imaging technicians was 0.705 (95%CI: 0.683–0.714) and 0.929 (95%CI: 0.876–0.960) respectively in intracranial aneurysm diameter  $<5$  mm group and that detected by 3D ResUNet DL-based automatic measurement model and senior imaging technicians was 0.817 (95%CI: 0.804–0.857) and 0.940 (95%CI: 0.894–0.966) respectively in intracranial aneurysm diameter  $\geq 5$  mm group. **Conclusion** The sensitivity and efficiency of 3D ResUNet DL-based automatic measurement model and senior imaging technicians are similar in detecting intracranial aneurysms and can thus assist the clinicians in detecting intracranial aneurysms and measuring their diameters.

**Key words:** intracranial aneurysm; angiography; digital subtraction; imaging; three-dimensional

颅内动脉瘤是脑动脉内腔异常增大导致动脉壁形成瘤状突出,发生率为 2%~5%,颅内动脉瘤破裂发生率为 25%~50%,是临床上蛛网膜下腔出血的主要病因之一,具有高致死率和病残率。伴随我国老龄化社会进展加速,老年动脉瘤破裂患者不断增加,具有风险高、预后差的特点,对于颅内动脉瘤精准、快速诊断,早期、恰当干预及治疗尤为重要。数字减影血管造影术(DSA)作为诊断颅内动脉瘤的金标准,有创且花费高,不是颅内动脉瘤患者的首选检查方式。CT 血管成像(CTA)已成为急性动脉瘤性蛛网膜下腔出血患者的首选检查方式<sup>[1]</sup>。但 CTA 在动脉瘤的精准测量方面仍有不足,其准确性的差异在很大程度上来自于三维后处理人员和阅片者的经验水平,如何更准、更快的测量颅内动脉瘤成为传统影像诊断面临的难题。基于深度学习(DL)的影像分割技术在像素级层面实现图像内容的精准分割,在动脉瘤治疗的各阶段有望满足临床医师对更高精确度和更好疗效的要求,如磁共振血管造影颅内动脉瘤自动检测、CT 影像预测颅内动脉瘤风险等<sup>[2-6]</sup>。因此,本研究采用 DL 模型,立足于金标准 DSA 诊断结果,构建颅内动脉瘤 CTA 影像数据结合深度残差结构和传统 UNet 网络形成的新网络 3D ResUNet DL 模型,自动检出及测量动脉瘤瘤体长径和载瘤血管节段,旨在开发并验证颅内动脉瘤长径及位置的自动测量方法,并探讨 DL 技术在颅内动脉瘤的检测效能和临床应用价值。

## 1 资料与方法

**1.1 研究对象** 选择 2018 年 6 月~2020 年 6 月于解放军总医院第三医学中心放射诊断科行颅内动脉

CTA 检查发现的颅内动脉瘤患者 156 例,男性 62 例,女性 94 例,年龄 62~78(65.0 $\pm$ 3.2)岁。根据 CTA 检查颅内动脉瘤长径分为小长径组 69 例和大长径组 87 例。小长径组男性 39 例,女性 30 例,年龄 62~77(65.3 $\pm$ 3.9)岁;大长径组男性 55 例,女性 32 例,年龄 64~78(66.4 $\pm$ 4.5)岁。纳入标准:(1)行颅内动脉 CTA 检查前未进行颅内动脉瘤化疗、放疗、手术切除等;(2)具备 DSA 检查;(3)CTA 检查动脉瘤长径 $\geq 3$  mm;(4)图像质量、拍摄角度和环境符合诊断标准。排除标准:(1)CTA 检查动脉瘤长径 $<3$  mm;(2)无 DSA 检查;(3)图像质量欠佳,拍摄不达标。本研究为回顾性研究,获得解放军总医院第三医学中心伦理委员会批准,未要求患者书面同意但确保匿名处理所有患者数据。

**1.2 图像获取** 采用 GE Discovery CT 750 HD,患者采取仰卧位,扫描范围从颅顶至颈部,扫描参数为 120 kV/642 mA,扫描层厚 0.625 mm,扫描范围上下宽径 60~120 mm,螺距 40 mm,非离子型造影剂碘普罗胺 60~80 ml,流速 5.0 ml/s。采用螺旋扫描的方式进行连续性薄层立体容积扫描,再采用高压注射器注射,控制扫描延迟时间 10~15 s,完成对原始图像数据的采集。最后将图像实时传输至 GE AW4.6 工作站,采用最大密度显示法和容积重建法进行后处理,重建间隔约为 0.5 mm。数据格式为 DICOM,符合医学数字影像和通讯标准。

**1.3 诊断金标准和瘤体测量** 根据颅内动脉瘤血管内介入治疗中国专家共识(2013),本研究使用 DSA 检查测量的瘤体长径、载瘤血管位置作为本研究的诊断金标准<sup>[1]</sup>。然后使用 DL 模型及高年资影像科医师进行动脉瘤体长径测量、载瘤血管节段判

定,分析人工智能阅片、影像科医师阅片及金标准的差异。

影像科医师测量瘤体时,由一位 5 年以上高年资主治医师判断动脉瘤边界后使用院内测量工具测量瘤体长径,并记录瘤体所在位置,输出病例报告;由另一位副主任医师对病例报告进行审核,两者意见一致则确定诊断结果,意见不一致时协商解决。对于长径 $\geq 5$  mm 的无症状未破裂动脉瘤建议进行干预,如动脉瘤长径 $< 5$  mm 应根据动脉瘤的形态、位置、数量和患者情况等综合判断,并结合既往研究认为 CTA 对于显示 $< 3$  mm 的动脉瘤仍不可靠,本研究对入组的图像数据依据动脉瘤长径分为小长径(3.00~4.99 mm)和大长径( $\geq 5$  mm)。

**1.4 DL 模型构建和评测** 基于 3D ResUNet 分割网络,模型算法流程为首先使用基于 DL 模型的北京深睿博联科技有限责任公司的 Dr.Wise-CTA 工具,对颅内动脉瘤 CTA 影像数据进行动脉瘤自动检出和长径测量。

第一步利用 Dr.Wise-CTA 对数据进行预处理,主要包含动脉血管树提取以及血管分段命名;第二步沿着动脉血管取 3D 块以训练动脉瘤分割网络。其中分割网络 3D ResUNet,将深度残差结构和传统 UNet 网络形成新的网络,在 UNet 网络的基础上使用 ResUNet 网络里的残差模块替换原始的卷积模块,整个网络下采样 3 次。分割动脉瘤时,沿着动脉血管树取 3D 块进行分割,最后合并分割结果,并根据血管分段命名自动定位动脉瘤所在血管位置。

**1.5 统计学方法** 采用 SPSS 22.0 软件,非正态计量资料以  $M(Q_1, Q_3)$  表示,数值变量采用  $t$  检验,分类变量采用方差分析,使用组内相关系数一致性检验 DSA、DL 模型和影像医师的长径分组结果,  $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 2 结果

**2.1 DSA 和 DL 模型及影像医师对瘤体长径测量值的比较** DSA、DL 模型与影像医师分别对小长径组和大长径组瘤体长径测量值比较,无统计学差异( $P > 0.05$ ,表 1)。

表 1 DSA 和 DL 模型及影像医师对瘤体长径测量值的比较[mm,  $M(Q_1, Q_3)$ ]

组别	例数	DSA	DL 模型	影像医师	$P$ 值
小长径组	69	3.82 (3.97, 4.01)	3.76 (3.74, 3.94)	3.87 (3.72, 4.01)	0.063
大长径组	87	8.45 (7.82, 9.76)	9.04 (8.93, 9.97)	9.12 (8.07, 10.16)	0.127

**2.2 DL 模型的检出和测量性能** 在所有患者椎基底动脉系统和颈内动脉系统的颅内血管检测中,经 DSA 检查动脉瘤的瘤体小长径和大长径患者分别为 69 例和 87 例。经影像医师检查,小长径和大长径患者分别为 66 例和 90 例。DL 模型检查小长径和大长径患者分别为 67 例和 89 例(图 1~2)。

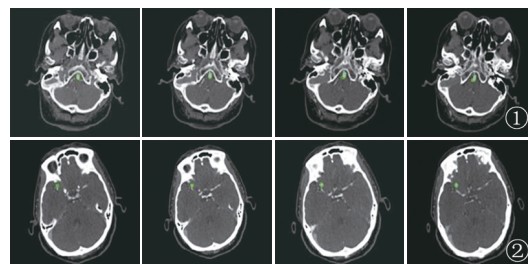


图 1 基底动脉的颅内动脉瘤患者,女性,71 岁 图 2 右大脑中动脉的颅内动脉瘤患者,男性,69 岁 图 1~2 DL 模型自动检出瘤体

**2.3 DL 模型与影像医师测量瘤体长径性能的比较**

以 DSA 检查结果为标准,计算 DL 模型和影像医师测量瘤体长径性能显示,影像医师检查的准确性、敏感性、特异性均略高于 DL 模型,但无统计学差异( $P > 0.05$ ,表 2)。

表 2 DL 模型与影像医师测量瘤体长径性能的比较

检查方法	准确性	敏感性	特异性
DL 模型	0.885	0.908	0.855
影像医师	0.904	0.941	0.870
$P$ 值	0.421	0.598	0.154

**2.4 DL 模型与影像医师的检测性能和诊断时间的比较** 小长径组中,DL 模型与 DSA 检查、DSA 检查与影像医师、DL 模型与影像医师的组内相关系数分别为:0.705(95%CI:0.683~0.714)、0.733(95%CI:0.719~0.741)、0.929(95%CI:0.876~0.960);在大长径组中,DL 模型与 DSA 检查、DSA 检查与影像医师、DL 模型与影像医师的组内相关系数分别为:0.817(95%CI:0.804~0.857)、0.886(95%CI:0.834~0.922)、0.940(95%CI:0.894~0.966);2 组相关系数具有统计学意义( $P < 0.01$ )。

以 DSA 检查为准,分析在载瘤血管节段的检出性能显示,影像医师位置检出准确率为 93.5%,DL 模型位置检出准确率为 89.4%。

影像医师平均诊断时间为(900.23 $\pm$ 242.89)s,DL 模型平均诊断时间为(141.36 $\pm$ 0.25)s,DL 模型诊断时间明显短于影像医师,差异有统计学意义( $P < 0.01$ )。

### 3 讨 论

3D ResUNet 的颅内动脉瘤 DL 自动测量模型, 可实现对输入颅内动脉瘤 CTA 图像的瘤体长径自动测量和载瘤血管检出。本研究中, DL 模型的长径测量分组准确性为 0.885, 敏感性为 0.908, 特异性为 0.855, 位置检出准确性为 0.894, 接近具备高级职称的高年资影像科医师判别水平。同时, 在颅内动脉瘤瘤体的长径测量上, DL 模型与影像医师的组内相关系数分别为 0.929 和 0.940, 表示在统计学意义上, DL 模型与高年资影像医师具有很好的一致性。在时间效率上, 验证结果表明, DL 模型完成瘤体长径测量和血管检出平均用时约为 141 s, 效率远超影像医师, 同时算法模型稳定, 因此, 人工智能(AI)辅助医师可进行高效工作。本研究, 验证了利用 DL 模型对颅内动脉瘤 CTA 图像进行动脉瘤检出和长径测量的可行性和检测效能。

在颅内动脉瘤研究中, 耿辰等<sup>[7]</sup>采用 3D Unet 计算机辅助检测脑动脉瘤时间飞跃法血管成像(TOF-MRA)影像自动测量, 结果显示, 其在验证集上的敏感性: 长径 < 3 mm 组为 0.500, 长径 3~4 mm 组为 0.727, 长径 ≥ 5 mm 组为 0.882; 且对年龄 > 50 岁患者的检测更敏感。在 TOF-MRA 影像上, 另一位学者开发的 DL 模型在外部验证数据中相比传统提高了 4% 的检出率<sup>[8]</sup>。在主动动脉瘤 CT 上, 研究者分别使用卷积神经网络和全卷积网络等分割模型实现了脉络膜血管瘤的分割。2019 年斯坦福大学著名的吴恩达团队基于 CTA 数据影像使用 HeadXNet 模型 DL 算法改进了脑动脉瘤诊断的成果<sup>[9]</sup>。医师在 AI 辅助下提升了诊断效能。2020 年首都医科大学宣武医院卢洁教授团队使用 3D 卷积神经网络实现了头颈 CTA 血管重建, AI 重建合格率为 0.921, 同时实现了自动去骨功能, 显著提高了医师的工作效率<sup>[10]</sup>。

本研究基于具有 DSA 诊断结果的 CTA 数据, 在 Dr.Wise-CTA 工具辅助下实现了颅内动脉血管树分割、血管节段定位和瘤体长径测量, 同时获得了高的准确性、敏感性, 与 10 年以上高年资医师测量瘤体长径具有良好的一致性, 具备一定的临床优势。

本研究为回顾性研究, 患者样本量有限, 且来自同一中心, 今后可累积更多样本进行前瞻性研究和实验设计。同时, 长径 < 3 mm 的颅内动脉瘤未纳入研究, 多发动脉瘤的影像数据也未纳入研究, 进一步研究需纳入更多不同情况的病例以丰富研究, 并评估模型的可靠性。

基于 3D ResUNet 的 DL 模型对颅内动脉瘤 CTA 影像进行载瘤血管节段检出和瘤体长径自动测量, 具有较高的准确性和高效性, 检测能力接近具有高级职称的高年资影像医师, 可辅助临床医师进行颅内动脉瘤的快速测量。老年动脉瘤患者多具有病情较重、合并基础性疾病较多、自身耐受差等特点, 将 DL 模型用于对其动脉瘤的精准、快速诊断和评估, 辅助临床迅速选择正确治疗方法, 可有效改善患者预后, 提高生存质量。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

### 参考文献

- [1] 中华医学会神经外科学分会神经介入学组. 颅内动脉瘤血管内介入治疗中国专家共识(2013)[J]. 中华医学杂志, 2013, 93(39): 3093-3103. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0376-2491.2013.39.003.
- [2] Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J]. Med Image Anal, 2017, 42: 60-88. DOI: 10.1016/j.media.2017.07.005.
- [3] Wang G, Li W, Ourselin S, et al. Automatic brain tumor segmentation based on cascaded convolutional neural networks with uncertainty estimation [J]. Front Comput Neurosci, 2019, 13: 56. DOI: 10.3389/fncom.2019.00056.
- [4] Shi Z, Hu B, Schoepf UJ, et al. Artificial intelligence in the management of intracranial aneurysms: current status and future perspectives [J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2020, 41(3): 373-379. DOI: 10.3174/ajnr.A6468.
- [5] Joo B, Ahn SS, Yoon PH, et al. A deep learning algorithm may automate intracranial aneurysm detection on MR angiography with high diagnostic performance [J]. Eur Radiol, 2020, 30(11): 5785-5793. DOI: 10.1007/s00330-020-06966-8.
- [6] Heo J, Park SJ, Kang SH, et al. Prediction of intracranial aneurysm risk using machine learning [J]. Sci Rep, 2020, 10(1): 6921. DOI: 10.1038/s41598-020-63906-8.
- [7] 耿辰, 杨丽琴, 尹波, 等. 基于深度学习的时间飞跃法磁共振血管成像对脑动脉瘤自动检测方法研究 [J]. 上海医学, 2020, 43(5): 274-279. DOI: 10.19842/j.cnki.issn.0253-9934.2020.05.005.
- [8] Ueda D, Yamamoto A, Nishimori M, et al. Deep learning for MR angiography: automated detection of cerebral aneurysms [J]. Radiology, 2019, 290(1): 187-194. DOI: 10.1148/radiol.2018180901.
- [9] Park A, Chute C, Rajpurkar P, et al. Deep learning-assisted diagnosis of cerebral aneurysms using the headXNet model [J]. JAMA Netw Open, 2019, 2(6): e195600. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2019.5600.
- [10] Fu F, Wei J, Zhang M, et al. Rapid vessel segmentation and reconstruction of head and neck angiograms using 3D convolutional neural networks [J]. Nat Commun, 2020, 11(1): 4829. DOI: 10.1038/s41467-020-18606-2.

(收稿日期: 2020-11-20)

(本文编辑: 纪艳明)