

# 基于卷积神经网络的自发性脑出血血肿分割方法的一致性评价

常健博 姜桑种 陈显金 骆嘉希 李沃霖 张庆华 魏俊吉 石林 冯铭 王任直

**【摘要】目的** 建立一种基于卷积神经网络的脑血肿分割算法,探讨算法与手动分割结果的一致性。**方法** 纳入中国颅内出血影像数据库中 146 例头部 CT 平扫影像图片,采用随机数字表法分为训练集(90 例)、测试集(26 例)和验证集(30 例),验证集采用手动分割、算法分割、精确多田公式和传统多田公式共 4 种方法对血肿体积进行测量,以手动分割为“金标准”,分别对其他 3 种算法进行一致性检验。**结果** 与多田公式方法相比,算法分割的百分误差最小,为 15.54(8.41, 23.18)%,组内相关系数最高,为 0.983;Bland-Altman 一致性检测显示,93.33% 的数据在 95% 一致性界限(95%LoA),且其 95%LoA 最窄,为 -6.46~5.97 ml。算法分割的百分误差在不同血肿形态、体积比较中差异无统计学意义(均  $P > 0.05$ )。**结论** 卷积神经网络构建的算法分割具有一定的临床应用前景,但仍需更大样本的临床试验加以验证。

**【关键词】** 脑出血; 人工智能; 神经网络(计算机); 体层摄影术,X 线计算机

## Consistency evaluation of an automatic segmentation for quantification of intracerebral hemorrhage using convolution neural network

CHANG Jian-bo<sup>1</sup>, JIANG Shen-zhong<sup>1</sup>, CHEN Xian-jin<sup>2</sup>, LOK Ka-hei<sup>3</sup>, LEE Yuk-lam<sup>3</sup>, ZHANG Qing-hua<sup>2</sup>, WEI Jun-ji<sup>1</sup>, SHI Lin<sup>4</sup>, FENG Ming<sup>1</sup>, WANG Ren-zhi<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Neurosurgery, Peking Union Medical College Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences and Peking Union Medical College, Beijing 100730, China

<sup>2</sup>Department of Neurosurgery, Union Shenzhen Hospital (Nanshan Hospital), Huazhong University of Science and Technology, Shenzhen 518051, Guangdong, China

<sup>3</sup>Shenzhen BrainNow Research Institute, Shenzhen 518000, Guangdong, China

<sup>4</sup>Department of Imaging and Interventional Radiology, the Chinese University of Hong Kong, Hongkong 999077, China

Corresponding authors: FENG Ming (Email: jackietz@163.com); WANG Ren-zhi (Email: wangrz@126.com)

**【Abstract】Objective** To establish an automatic segmentation algorithm using convolution neural network, and to validate the consistency between the algorithm and manual segmentation. **Methods** One hundred and forty-six CT scans of intracerebral hemorrhage (ICH) were included from Chinese Intracranial Hemorrhage Image Database (CICHID). They were randomly divided into training set ( $n = 90$ ), testing set ( $n = 26$ ) and validation set ( $n = 30$ ). All CT scans were manual segmentation. Training set and testing set were used for algorithm training. The validation set was measured by four methods including manual segmentation, algorithm segmentation, accurate Tada formula and traditional Tada formula. The consistency test was performed. **Results** Compared with the Tada formula methods, the percentage error of algorithm values was the smallest 15.54 (8.41, 23.18) %, and algorithm agreement with the manual reference was the strongest (correlation coefficient 0.983). Bland-Altman analysis showed that 93.33% of the data was within the 95% limits of agreement (95% LoA), and 95% LoA was narrow (-6.46-5.97 ml). No significant

doi:10.3969/j.issn.1672-6731.2020.07.005

基金项目:北京市自然科学基金资助项目(项目编号:7182137);中国医学科学院医学与健康科技创新工程重大协同创新项目(项目编号:2017-I2M-3-014);中国医学科学院北京协和医学院研究生教育教学立项项目(项目编号:10023201900107)

作者单位:100730 中国医学科学院 北京协和医学院 北京协和医院神经外科(常健博,姜桑种,魏俊吉,冯铭,王任直);518051 华中科技大学协和深圳医院(南山医院)神经外科(陈显金,张庆华);518000 深圳博脑研究院(骆嘉希,李沃霖);999077 香港中文大学医学院影像及介入放射学系(石林)

通讯作者:冯铭,Email:jackietz@163.com;王任直,Email:wangrz@126.com

differences were found in size and shape ( $P > 0.05$ , for all). **Conclusions** The algorithm using convolutional neural network has a certain application prospect, but it needs still more validation in large sample research.

**【Key words】** Cerebral hemorrhage; Artificial intelligence; Neural networks (computer); Tomography, X-ray computed

This study was supported by the Natural Science Foundation of Beijing (No. 7182137), Chinese Academy of Medical Sciences (CAMS) Innovation Fund for Medical Sciences (No. 2017-I2M-3-014), and Chinese Academy of Medical Sciences (CAMS) & Peking Union Medical School Postgraduate Teaching Innovation Fund (No. 10023201900107).

**Conflicts of interest:** none declared

自发性脑出血(sICH)是多种病因导致的原发性脑实质出血,我国发病率约为 69.6/10 万人年<sup>[1]</sup>,发病 30 天内病死率高达 40% (13.1% ~ 61.0%),仅有 12% ~ 39% 的患者可以实现远期生活自理<sup>[2]</sup>,给社会和家庭带来了极大的疾病负担。脑出血的诊断与治疗具有一定的复杂性,涉及神经外科、神经内科等多个学科,中国不同地区患者的预后差异较大<sup>[3]</sup>,导致这种差异的原因复杂多样,但缺少对脑出血精准诊断的便捷技术是其中的重要原因之一。头部 CT 检查可以很好地显示出血灶,而准确估算 CT 图像中血肿量,是各项研究亟需解决的问题,目前以医师手动分割的血肿结果作为计算血肿量的“金标准”,但这种方法耗时费力;临床上常以多田公式(即长×宽×高/2)作为血肿量的估算方法,但其结果难言精准<sup>[4]</sup>。随着人工智能(AI)技术的进步,不断有学者尝试自动分割 CT 图像中的血肿量,常用方法主要有两类,一类是模糊 C-均值(FCM)聚类算法,另一类则是神经网络。其中 FCM 法基于 CT 图像的灰度值,姜春雨等<sup>[5]</sup>在既往研究的基础上,对 FCM 法分割的精准度进行改进,但迄今尚无大样本研究对其效能进行过验证。基于神经网络的模型也可见诸报道,Cho 等<sup>[6]</sup>通过深度学习框架,基于 3 万帧脑出血的头部 CT 平扫图像,构建的算法准确度达 80%、回归度为 82%。上述研究大多是从人工智能技术的角度进行研究,2016 年 *Stroke* 发表了 Scherer 等<sup>[7]</sup>的一种计算方法,即借助体素随机森林法对血肿进行分割,最终在验证集中(30 例)该算法与手动分割的一致性相关系数(CCC)为 0.99,虽然优于多田公式的 0.82,但手动勾画、多田公式和自动分割三者之间的差异未达到统计学意义。本研究根据脑血肿的 CT 图像特征,拟提出一种基于深度学习技术的分割方法——卷积神经网络的算法分割(算法分割),并与多田公式、手动分割进行对比,

初步探索精准、便捷的脑血肿分割方法的可行性。

## 资料与方法

### 一、研究资料

1. 资料来源 本研究采用的影像学资料均来自中国颅内出血影像数据库(CICHID),该数据库建于 2019 年初,由中国医学科学院北京协和医院牵头,依托于中国医师协会智慧医疗分会医疗大数据学组<sup>[8]</sup>。截至 2019 年 10 月共收入 22 个医疗中心(包括三甲医院 19 所)近 5000 例次头部 CT 扫描资料,包括脑实质出血、脑室出血、硬膜下出血、硬膜外出血、蛛网膜下腔出血,以及颅脑创伤等各种类型的颅内出血,其中以自发性脑实质出血为主;本研究选择自发性脑实质出血的部分数据进行分析。

2. 纳入与排除标准 (1)纳入自发性脑出血患者(年龄 > 18 岁)的头部 CT 影像,影像资料均于手术前或未行手术治疗时获得,患者性别、既往史情况等不限。(2)头部 CT 影像均为标准的 DICOM 格式,不限制扫描时所用的参数及机器品牌。(3)排除蛛网膜下腔出血、硬膜下出血、硬膜外出血的患者。(4)本研究经中国医学科学院北京协和医院伦理审查委员会审核并批准(批准文号:S-K1175)。

3. 一般资料 根据纳入与排除标准,共选取 146 例术前或未行手术治疗的自发性脑出血患者的头部 CT 资料,覆盖 5 个医疗中心的多种 CT 扫描仪和扫描参数,层厚 3 ~ 7 mm。所纳入的病例资料均由计算机自动生成随机数字表,随机分为训练集(90 例)、测试集(26 例)和验证集(30 例)。

### 二、研究方法

本研究纳入的影像学资料均进行人工手动分割脑血肿边界。训练集和测试集用于训练算法分割,验证集采用手动分割、算法分割、精确多田公式和传统多田公式共 4 种方法对血肿体积进行测量。

1. 血肿体积测量 (1)人工手动分割:采用开源软件 Insight Toolkit SNAP (ITK-SNAP, <https://itk.org/>)<sup>[9]</sup>进行分割,于CT平扫横断面图像,沿脑血肿边界进行勾画,标注后的血肿由ITK-SNAP软件生成1个分割文件,并输出血肿体积。(2)精确多田公式:精确多田公式(精确A×精确B×精确C/2)是在ITK-SNAP软件辅助下,精确测量最大血肿面积层面血肿的最长径(A),以及该层面与最长径垂直的最长径(B),同时以实际层厚乘以出现出血的层面数(C),上述单位均为ml,所得数据小数点后保留2位小数,以精确A、B、C相乘除以2得出血肿体积<sup>[9]</sup>。由两位研究者分别独立完成精确A、B、C的测量,取测量结果的平均值纳入最终统计。(3)传统多田公式:传统多田公式(粗略A×粗略B×粗略C/2)是将上述精确多田公式所测结果取平均值后,进行换算。将精确A、B单位换算为cm并保留1位小数,将层面数按照5mm层厚取整后获得C,以换算的粗略A、B、C相乘除以2获得血肿体积,以ml为单位并保留1位小数。(4)基于卷积神经网络的算法分割:在血肿手动分割后,作为卷积神经网络的输入数据,采用TensorFlow平台(<https://tensorflow.google.cn>)和cuDNN(<https://developer.nvidia.com/cudnn>)搭建3D卷积网络<sup>[9]</sup>,可通过AccuBrainTX(<http://www.accubraintx.com/>)访问算法分割模型。最终,以手动分割为基准,计算其他方法的百分误差,即(其他方法-手动分割)/手动分割×100%。同时按血肿形态标注为规则和不规则;按人工手动分割的体积,以6ml为界值,标注血肿体积为≥6ml与<6ml。

2. 统计分析方法 采用SPSS 20.0统计软件进行数据处理与分析,使用PRISM GraphPad 8.0绘图。数据的正态性检验采用Kolmogorov-Smirnov检验,不同方法之间的一致性检验采用Bland-Altman分析(均数-差值)、组内相关系数(ICC)表示,呈正态分布的计量资料以均数±标准差( $\bar{x} \pm s$ )表示,呈非正态分布的计量资料以中位数和四分位数 $[M(P_{25}, P_{75})]$ 表示,采用Mann-Whitney U检验,以 $P \leq 0.05$ 为差异具有统计学意义。

## 结 果

经Kolmogorov-Smirnov检验,通过不同计算方法获得的血肿体积以及各种方法与手动分割的体积百分误差均为非正态分布资料(均 $P < 0.05$ ),不同方法计算所得血肿体积和各种方法与手动分割的

表1 不同测量方法的血肿体积和百分误差 $[M(P_{25}, P_{75})]$

Table 1. ICH volumes and percentage error by different measurement methods  $[M(P_{25}, P_{75})]$

测量方法	例数	血肿体积(ml)	百分误差(%)
手动分割	30	10.55(3.25, 25.05)	NA
算法分割	30	7.99(3.70, 23.00)	15.54( 8.41, 23.18)
精确多田公式	30	9.79(2.72, 28.54)	17.49(11.24, 43.01)
传统多田公式	30	9.05(2.60, 29.00)	22.70(14.53, 38.92)

NA, not available, 不适用

体积百分误差如表1所示,算法分割的百分误差最小,而精确多田公式的百分误差低于传统多田公式,提示在4种算法中以算法分割所得血肿体积更接近手动分割结果。

不同方法的一致性检验结果如表2,图1所示,在各种方法与手动分割血肿体积的差值中,以算法分割的差值范围最窄,为17.90ml;精确多田公式和传统多田公式的差值范围更宽,分别为32.45和34.52ml;3种方法与手动分割的组内相关系数均较高( $> 0.75$ ),但是算法分割对手动的组内相关系数为0.983,均高于两种多田公式对手动的方法(0.923和0.917)。

综合上述一致性检验结果,可以认为算法分割、精确多田公式和传统多田公式3种方法与手动分割均具有较好的一致性,其中算法分割较两种多田公式的波动范围更小,而精确多田公式略小于传统多田公式。

为了进一步分析不同方法一致性检验存在差异的原因,本研究还对不同方法的百分误差在不同血肿形态(规则、不规则)、不同体积( $\geq 6$ ml、 $< 6$ ml)中是否存在差异进行探索。验证集中30例自发性脑出血患者头部CT影像呈规则血肿者18例、不规则12例,血肿体积 $\geq 6$ ml者19例、 $< 6$ ml者11例。如表3所示,Mann-Whitney U检验显示,血肿规则与血肿不规则组之间精确多田公式的百分误差差异具有统计学意义( $P = 0.038$ ),提示该公式百分误差在不同血肿形态中有所不同;而其他方法的百分误差,在不同血肿形态(规则与不规则)或血肿体积( $\geq 6$ ml与 $< 6$ ml)的比较,组间差异均无统计学意义( $P > 0.05$ )。

## 讨 论

本研究基于卷积神经网络的脑血肿自动分割

表 2 不同测量方法的一致性检验 (n = 30, ml)

Table 2. Agreement statistics of different measurement methods (n = 30, ml)

血肿差值	算法对手动分割	精确多田公式对手动分割	传统多田公式对手动分割
范围	-11.11 ~ 6.79	-8.39 ~ 24.06	-4.69 ~ 26.83
平均数	-0.24	1.98	2.37
中位数	0.15	-0.07	-0.15
95%LoA	-6.46 ~ 5.97	-12.55 ~ 16.51	-13.34 ~ 18.07
ICC(95%CI)	0.983 (0.964 ~ 0.992)	0.923 (0.844 ~ 0.962)	0.917 (0.833 ~ 0.959)

ICC, intraclass correlation coefficient, 组内相关系数

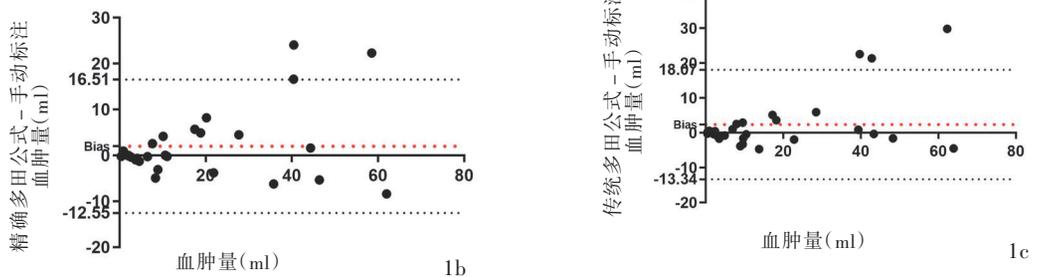


图 1 Bland-Altman 一致性检测 1a 算法分割的 95%LoA 最窄, 为 -6.46 ~ 5.97 ml, 6.67% (2/30) 的点在 95%LoA 以外。在 95%LoA 以内, 算法分割与手动分割血肿差值的最大值为 4.50 ml 1b, 1c 精确多田公式和传统多田公式的 95%LoA 范围分别为 -12.55 ~ 16.51 ml 和 -13.34 ~ 18.07 ml, 均有 10% 的点在 95%LoA 以外。在 95%LoA 以内的差值最大值分别为 8.39 和 5.91 ml

Figure 1 Bland-Altman analysis findings The 95% LoA of algorithm segmentation was -6.46-5.97 ml and the points outside 95% LoA was 6.67% (2/30). Within 95% LoA, the maximum value of hematoma difference was 4.50 ml between algorithm segmentation and manual segmentation (Panel 1a). The 95% LoA of accurate Tada formula and traditional Tada formula were -12.55-16.51 ml and -13.34-18.07 ml, respectively. Within 95% LoA, the maximum value of hematoma difference was 8.39 and 5.91 ml, respectively (Panel 1b, 1c).

算法可自动识别、分割头部 CT 平扫所显示的自发性脑血肿形态, 并计算血肿体积, 以手动分割为“金标准”, 分别对算法分割、精确多田公式和传统多田公式进行一致性检验, 结果显示: 与多田公式相比, 算法分割的百分误差最小, 为 15.54(8.41, 23.18)%。组内相关系数最高, 为 0.983, Bland-Altman 一致性检验显示, 93.33%(28/30) 的数据在 95% 一致性界限 (LoA), 并且其 95%LoA 最窄, 为 -6.46 ~ 5.97 ml, 表明该方法测量结果稳定, 与“金标准”的一致性良好。同时对不同血肿体积和形态, 算法分割百分误差差异均无统计学意义。

多田公式计算方法是由椭球体体积公式 ( $\frac{4}{3} \times \pi \times 0.50 \text{ 长} \times 0.50 \text{ 宽} \times 0.50 \text{ 高}$ ) 简化而来, 因其计算简便、快捷而广泛应用于脑血肿体积的估算, 但该公式易高估血肿量<sup>[10]</sup>。既往研究认为, 多田公式在血肿形态不规则或呈散在分布时, 不能准确地估算出血肿体积<sup>[11]</sup>。本研究结果显示, 精确多田公式计算中出现的百分误差, 在规则和不规则血肿中存在统

计学差异; 而传统多田公式在两型之间的百分误差则差异无统计学意义。这可能与精确多田公式的百分误差较传统多田公式 [17.49(11.24, 43.01)% 对 22.70(14.53, 38.92)%] 稍小有关, 即无论是血肿形态规则与否, 传统多田公式的百分误差均较大。研究显示, 血肿体积越大 (> 40 ml 与 20 ~ 40 ml), 多田公式的误差绝对值和百分误差越大<sup>[12]</sup>。本研究结果提示, 采用多田公式估算血肿体积, 其百分误差在不同血肿形态中存在一定差异, 而在不同血肿体积计算中则无这种差异, 与 Xu 等<sup>[4]</sup> 的研究结果基本一致。值得注意的是: 既往关于计算机辅助计算对比多田公式估算血肿体积的研究, 并未说明其研究所用多田公式的估算方法是基于计算机精确测量还是传统胶片估算法<sup>[4,7,13]</sup>。而本研究则提示, 与直接估算胶片的传统多田公式相比, 借助各类医学影像工作站中的工具精准测量 A、B、C 数值的百分误差更小、组内相关系数更高、95%LoA 更窄且与手动分割结果的一致性更高, 能够更为准确地估计出血

**表 3** 不同测量方法在不同血肿形态和体积中的差异性分析 [ $M(P_{25}, P_{75}), \%$ ]**Table 3.** Difference analysis of hematoma shape and volume in different measurement methods [ $M(P_{25}, P_{75}), \%$ ]

测量方法	血肿形态		Z 值	P 值	血肿体积		Z 值	P 值
	规则(n=18)	不规则(n=12)			$\geq 6$ ml(n=19)	$< 6$ ml(n=11)		
算法分割	15.73( 7.58,20.75)	13.33( 9.11,24.86)	-0.085	0.933	14.31( 8.14,18.50)	21.04(11.50,36.36)	1.442	0.149
精确多田公式	13.87( 5.88,28.28)	34.82(17.15,50.99)	2.074	0.038	23.52(11.36,44.11)	14.59( 9.50,23.57)	-0.882	0.378
传统多田公式	21.87(12.99,38.92)	26.17(14.88,42.72)	0.085	0.933	22.70( 7.11,35.33)	21.52(16.99,55.55)	1.140	0.254

肿量。

为了更加精确、快速地获得脑出血量,弥补传统计算方法的不足,目前推出了多种血肿自动分割算法,诸如灰度聚类<sup>[5,14]</sup>、贝叶斯法<sup>[15]</sup>、随机森林<sup>[7]</sup>等,近年随着神经网络相关算法的进步与提高,深度学习算法被用于血肿分割<sup>[6,16]</sup>,其准确度可达 80%<sup>[6]</sup>。但计算机工程指标,如准确度、戴斯(Dice)值等不能很好的回答临床问题,例如测量稳定性、与传统方法的比较优势等。在本研究中,我们对卷积神经网络与手动分割的一致性进行探索,不仅通过 Bland-Altman 一致性检验和 95%LoA 证实了前者的准确性,而且经对血肿形态和体积大小的对比分析,进一步验证了该算法用于不同形态和体积脑血肿的稳定性。而且与多田公式法相比,卷积神经网络对脑血肿体积的计算优于传统计算方法。

精确并稳定地计算脑血肿体积,有助于临床医师更好地把握病情、更精准地回答临床问题。以手术治疗脑出血的疗效研究为例,有时在高质量的证据之间的结论会存在矛盾,虽然包括 Cochrane 系统评价在内的系统评价均认为手术可降低病死率<sup>[17]</sup>,甚至改善 Glasgow 预后分级(GOS)等远期转归<sup>[18]</sup>;但在 *Lancet* 报道的多项有关手术疗效的大型国际多中心高质量随机对照临床研究中,如涉及早期手术疗效的国际脑出血外科手术试验(STICH-II)<sup>[19]</sup>或穿刺引流联合重组组织型纤溶酶原激活物(rt-PA)微创术与重组组织型纤溶酶原激活物联合清除颅内出血研究(MISTIE-III)<sup>[20]</sup>,经总体分析均未得出外科手术能够降低患者病死率的结论。脑血肿体积是判断患者是否需行手术治疗的指征<sup>[21]</sup>,而传统的血肿体积计算方法(多田公式)中存在较大的误差,推测可能即是造成上述高质量证据之间矛盾的原因。除了准确计算脑血肿体积,随着人工智能技术在临床医学领域的深入应用,逐渐实现自动、精准和便捷的脑血肿分割,是今后影像学、手术模

拟以及手术导航等计算方法进一步研究的基础。

由于基于卷积神经网络的算法分割研究尚处于初级阶段,故具有一定的局限性:(1)虽然训练集、验证集样本来自多中心影像学资料,但因数量较小,对其算法的推广、泛化能力仍有待进一步验证。(2)病例数较少,验证集中的血肿呈偏态分布,对血肿体积、形态的差异比较采用了非参数检验,其结果需在今后的研究中扩大样本量,采用进一步的差异性检验加以验证。(3)验证集中血肿体积较小,平均仅为 16 ml,导致绝对差值较小、百分误差随之增大,造成百分误差被高估。

## 结 论

与传统多田公式方法相比,采用卷积神经网络计算头部 CT 平扫图像中的脑血肿体积,与手动分割的一致性更高、95%LoA 更窄,其百分误差在不同血肿形态、体积的情况下差异更小,具有一定应用前景,但仍需通过大样本临床研究加以验证。

利益冲突 无

## 参 考 文 献

- [1] GBD 2016 Stroke Collaborators. Global, regional, and national burden of stroke, 1990–2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016[J]. *Lancet Neurol*, 2019, 18:439-458.
- [2] An SJ, Kim TJ, Yoon BW. Epidemiology, risk factors, and clinical features of intracerebral hemorrhage: an update [J]. *J Stroke*, 2017, 19:3-10.
- [3] Wu S, Wu B, Liu M, Chen Z, Wang W, Anderson CS, Sandercock P, Wang Y, Huang Y, Cui L, Pu C, Jia J, Zhang T, Liu X, Zhang S, Xie P, Fan D, Ji X, Wong KL, Wang L; China Stroke Study Collaboration. Stroke in China: advances and challenges in epidemiology, prevention, and management [J]. *Lancet Neurol*, 2019, 18:394-405.
- [4] Xu X, Chen X, Zhang J, Zheng Y, Sun G, Yu X, Xu B. Comparison of the Tada formula with software slicer: precise and low-cost method for volume assessment of intracerebral hematoma [J]. *Stroke*, 2014, 45:3433-3435.
- [5] Jiang CY, Liu JX, Zhong HX, Li HY, Li DJ. Study on CT image segmentation of intracranial hemorrhage based on

- improved FCM fuzzy clustering[J]. *Zhongguo Yi Liao She Bei*, 2018, 33:16-20.[姜春雨, 刘景鑫, 钟慧湘, 李慧盈, 李大军. 基于改进的 FCM 模糊聚类的颅内出血 CT 图像分割研究[J]. 中国医疗设备, 2018, 33:16-20.]
- [6] Cho J, Park KS, Karki M, Lee E, Ko S, Kim JK, Lee D, Choe J, Son J, Kim M, Lee S, Lee J, Yoon C, Park S. Improving sensitivity on identification and delineation of intracranial hemorrhage lesion using cascaded deep learning models[J]. *J Digit Imaging*, 2019, 32:450-461.
- [7] Scherer M, Cordes J, Younsi A, Sahin YA, Götz M, Möhlenbruch M, Stock C, Bösel J, Unterberg A, Maier-Hein K, Orakcioglu B. Development and validation of an automatic segmentation algorithm for quantification of intracerebral hemorrhage[J]. *Stroke*, 2016, 47:2776-2782.
- [8] Wang RZ, Chang JB, Feng M. Prospects for precious diagnosis, assessment, prediction and treatment of hemorrhagic stroke[J]. *Zhongguo Xian Dai Shen Jing Ji Bing Za Zhi*, 2019, 19:618-621. [王任直, 常健博, 冯铭. 出血性卒中精准诊断、评估、预测及治疗展望[J]. 中国现代神经疾病杂志, 2019, 19:618-621.]
- [9] Yushkevich PA, Piven J, Hazlett HC, Smith RG, Ho S, Gee JC, Gerig G. User - guided 3D active contour segmentation of anatomical structures: significantly improved efficiency and reliability[J]. *Neuroimage*, 2006, 31:1116-1128.
- [10] Kothari RU, Brott T, Broderick JP, Barsan WG, Sauerbeck LR, Zuccarello M, Khoury J. The ABCs of measuring intracerebral hemorrhage volumes[J]. *Stroke*, 1996, 27:1304-1305.
- [11] Huttner HB, Steiner T, Hartmann M, Köhrmann M, Juettler E, Mueller S, Wikner J, Meyding-Lamade U, Schramm P, Schwab S, Schellinger PD. Comparison of ABC/2 estimation technique to computer - assisted planimetric analysis in warfarin - related intracerebral parenchymal hemorrhage[J]. *Stroke*, 2006, 37:404-408.
- [12] Wang CW, Juan CJ, Liu YJ, Hsu HH, Liu HS, Chen CY, Hsueh CJ, Lo CP, Kao HW, Huang GS. Volume - dependent overestimation of spontaneous intracerebral hematoma volume by the ABC/2 formula[J]. *Acta Radiol*, 2009, 50:306-311.
- [13] Morrison MA, Payabvash S, Chen Y, Avadiappan S, Shah M, Zou X, Hess CP, Lupo JM. A user - guided tool for semi - automated cerebral microbleed detection and volume segmentation: evaluating vascular injury and data labelling for machine learning[J]. *Neuroimage Clin*, 2018, 20:498-505.
- [14] Prakash KN, Zhou S, Morgan TC, Hanley DF, Nowinski WL. Segmentation and quantification of intra - ventricular/cerebral hemorrhage in CT scans by modified distance regularized level set evolution technique[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2012, 7:785-798.
- [15] Li YH, Zhang L, Hu QM, Li HW, Jia FC, Wu JH. Automatic subarachnoid space segmentation and hemorrhage detection in clinical head CT scans[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2012, 7:507-516.
- [16] Chang PD, Kuoy E, Grinband J, Weinberg BD, Thompson M, Homo R, Chen J, Abcede H, Shafie M, Sugrue L, Filippi CG, Su MY, Yu W, Hess C, Chow D. Hybrid 3D/2D convolutional neural network for hemorrhage evaluation on head CT[J]. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2018, 39:1609-1616.
- [17] Prasad K, Mendelow AD, Gregson B. Surgery for primary supratentorial intracerebral haemorrhage[J]. *Cochrane Database Syst Rev*, 2008, (8):CD000200.
- [18] Tang Y, Yin F, Fu D, Gao X, Lv Z, Li X. Efficacy and safety of minimal invasive surgery treatment in hypertensive intracerebral hemorrhage: a systematic review and Meta - analysis[J]. *BMC Neurol*, 2018, 18:136.
- [19] Mendelow AD, Gregson BA, Rowan EN, Murray GD, Gholkar A, Mitchell PM; STICH II Investigators. Early surgery versus initial conservative treatment in patients with spontaneous supratentorial lobar intracerebral haematomas (STICH II): a randomised trial[J]. *Lancet*, 2013, 382:397-408.
- [20] Hanley DF, Thompson RE, Rosenblum M, Yenokyan G, Lane K, McBee N, Mayo SW, Bistran - Hall AJ, Gandhi D, Mould WA, Ullman N, Ali H, Carhuapoma JR, Kase CS, Lees KR, Dawson J, Wilson A, Betz JF, Sugar EA, Hao Y, Avadhani R, Caron JL, Harrigan MR, Carlson AP, Bulters D, LeDoux D, Huang J, Cobb C, Gupta G, Kitagawa R, Chicoine MR, Patel H, Dodd R, Camarata PJ, Wolfe S, Stadnik A, Money PL, Mitchell P, Sarabia R, Harnof S, Barzo P, Unterberg A, Teitelbaum JS, Wang W, Anderson CS, Mendelow AD, Gregson B, Janis S, Vespa P, Ziai W, Zuccarello M, Awad IA; MISTIE III Investigators. Efficacy and safety of minimally invasive surgery with thrombolysis in intracerebral haemorrhage evacuation (MISTIE III): a randomised, controlled, open - label, blinded endpoint phase 3 trial[J]. *Lancet*, 2019, 393:1021-1032.
- [21] Gross BA, Jankowitz BT, Friedlander RM. Cerebral intraparenchymal hemorrhage: a review[J]. *JAMA*, 2019, 321:1295-1303.

(收稿日期:2020-05-02)

(本文编辑:袁云)

## 欢迎订阅 2020 年《中国现代神经疾病杂志》

《中国现代神经疾病杂志》为国家卫生健康委员会主管、中国医师协会主办的神经病学类专业期刊。办刊宗旨为:理论与实践相结合、普及与提高相结合,充分反映我国神经内外科临床科研工作重大进展,促进国内外学术交流。所设栏目包括述评、专论、论著、临床病理报告、应用神经解剖学、神经影像学、循证神经病学、流行病学调查研究、基础研究、临床研究、综述、临床医学图像、病例报告、临床病理(例)讨论、新技术新方法等。

《中国现代神经疾病杂志》为北京大学图书馆《中文核心期刊要目总览》2017年版(即第8版)核心期刊和国家科技部中国科技论文统计源期刊,国内外公开发行。中国标准连续出版物号:ISSN 1672-6731, CN 12-1363/R。国际大16开型,彩色插图,48页,月刊,每月25日出版。每期定价15元,全年12册共计180元。2020年仍由邮政局发行,邮发代号:6-182。请向全国各地邮政局订阅,亦可直接向编辑部订阅(免邮寄费)。

编辑部地址:天津市津南区吉兆路6号天津市环湖医院A座二楼西区,邮政编码:300350。

联系电话:(022)59065611, 59065612; 传真:(022)59065631。网址:www.xdjb.org(中文), www.cjcn.org(英文)。