

• 教学园地 Education Corner •

基于机器学习的前交通动脉瘤破裂预测模型的构建

张 岩, 孙成建, 张照龙, 谢宜兴, 徐 锐, 刘国平, 赵晓龙, 邵黎明, 王振光

【摘要】 目的 利用决策树、随机森林、梯度提升的机器学习方法建立前交通动脉瘤破裂的预测模型。**方法** 回顾性纳入 2012 年 12 月至 2020 年 4 月期间在青岛大学附属医院诊治的临床及影像学资料完整的前交通动脉瘤患者,符合纳入标准的有 381 例;其中破裂引起蛛网膜下腔出血患者 244 例,未破裂前交通动脉瘤患者 137 例。收集患者的年龄、性别、吸烟史、高血压病史、蛛网膜下腔出血病史和影像学特征,包括前交通动脉瘤的高度、瘤颈宽度、是否有 A1 优势、动脉瘤是否规则、动脉瘤朝向。利用机器学习方法纳入上述特征建立预测模型,并通过受试者工作特征(ROC)曲线评价预测模型。**结果** 对比破裂组与未破裂组年龄、动脉瘤高度、瘤颈宽度、动脉瘤不规则及 A1 优势征差异有统计学意义。决策树预测模型 ROC 曲线下面积为 0.737(95% CI:0.637~0.837),准确率为 73.15%;随机森林预测模型 ROC 曲线下面积为 0.675(95% CI:0.569~0.7806),准确率为 68.52%;梯度提升模型 ROC 中曲线下面积为 0.758(95% CI:0.6569~0.8587),准确率为 77.78%。**结论** 通过机器学习方法建立的预测模型能够较好地进行前交通动脉瘤破裂的预测。

【关键词】 前交通动脉瘤;机器学习;破裂;预测模型

中图分类号:R743 文献标志码:A 文章编号:1008-794X(2021)-04-0412-06

Construction of prediction model for anterior communicating aneurysm rupture based on machine learning technique ZHANG Yan, SUN Chengjian, ZHANG Zhaolong, XIE Yixing, XU Rui, LIU Guoping, ZHAO Xiaolong, SHAO Liming, WANG Zhengguang. School of Basic Medicine, Qingdao University; Department of Interventional Medicine, Affiliated Hospital of Qingdao University; PET/CT Center of Affiliated Hospital of Qingdao University, Qingdao, Shandong Province 266000, China

Corresponding author: WANG Zhengguang, E-mail: doctorwzg2002@hotmail.com

【Abstract】 Objective To establish a prediction model used for anterior communicating aneurysm rupture by using decision tree, random forest and gradient enhancement machine learning methods. **Methods** A total of 381 patients with anterior communicating aneurysm, who were admitted to the Affiliated Hospital of Qingdao University during the period from December 2012 to April 2020 and were compliance with inclusion criteria, were enrolled in this study. Of the 381 patients, subarachnoid hemorrhage caused by aneurysm was detected in 244 (ruptured group) and unruptured anterior communicating aneurysm was seen in 137 (unruptured group). The patients' clinical information, including age, gender, smoking history, hypertension history and subarachnoid hemorrhage history, and imaging characteristics, including the height of anterior communication aneurysm, aneurysmal neck width, whether there was a dominant A1, whether the aneurysm was regular, and the orientation of aneurysm, were collected. With the help of machine learning technique, the above data were input to the computer to build the prediction model, and the prediction model was evaluated by the receiver operating curve (ROC). **Results** There were statistically significant differences in age, aneurysm height, aneurysmal neck width, irregularity of aneurysm and A1 dominant signs between the ruptured group and the unruptured group. The area under ROC curve of the decision tree prediction model was 0.737(95%CI:0.637-0.837) with an accuracy rate of 73.15%. In the ROC of the random forest prediction model, the area under ROC curve was 0.675(95%CI:0.569-0.7806) with an accuracy rate of 68.52%. In the ROC of the gradient promotion model, the area under ROC curve was 0.758(95%CI:0.6569-0.8587) with an

DOI:10.3969/j.issn.1008-794X.2021.04.022

作者单位: 266000 山东 青岛大学基础医学院(张 岩);青岛大学附属医院介入医学科(孙成建、张照龙、谢宜兴、徐 锐、刘国平、赵晓龙、邵黎明)、PET/CT 中心(王振光)

通信作者: 王振光 E-mail: doctorwzg2002@hotmail.com

accuracy rate of 77.78%. **Conclusion** The prediction model established by machine learning method can well predict the rupture of anterior communicating aneurysm. (J Intervent Radiol, 2021, 30: 412-417)

【Key words】 anterior communicating aneurysm; machine learning; rupture; prediction model

颅内动脉瘤的发病率为 1%~2%,破裂后引起的蛛网膜下腔出血(SAH)占非创伤性 SAH 的 80%~85%^[1]、破裂后所致死亡占了脑血管病死亡的 22%~25%^[2]。在颅内动脉瘤中,前交通动脉瘤占到了 30%~35%^[3]。随着影像技术的发展与人们对健康的愈益关注,颅内动脉瘤临床检出率也越来越高。当发现未破裂颅内动脉瘤时,往往需要权衡动脉瘤短期和长期破裂的风险以及手术自身相关的风险。PHASES 评分作为目前常用的判断颅内动脉瘤破裂风险的工具^[4],提出了将年龄、高血压、SAH 病史、动脉瘤大小、动脉瘤位置以及地理区域作为判断动脉瘤破裂风险的指标。而具体到前交通动脉瘤,据文献报道,其破裂的危险因素包括动脉瘤的大小、形态、A1 优势、患者的年龄、病史等^[5]。机器学习作为近些年兴起的前交通动脉瘤破裂风险的预测模型建立方法,受到越来越多的关注。其中分类树及随机森林作为有监督机器学习的一部分,是非常强大的方法,特别是在分类问题中。

1 材料与方法

1.1 材料

研究对象为经青岛大学附属医院临床科研大数据平台检索出的于 2012 年 12 月至 2020 年 4 月期间住院的前交通动脉瘤患者,共检索出 452 例患者。患者因 SAH、脑血管疾病、健康查体等原因在我院行脑血管 CT 血管造影(CTA)检查,并诊断为前交通动脉瘤。381 例前交通动脉瘤患者符合纳入标准。其中破裂引起 SAH 患者 244 例,未破裂前交通动脉瘤患者 137 例。患者中男 209 例,女 172 例。破裂组平均年龄为(57.1±10.2)岁,未破裂组为(60.4±10.0)岁。

纳入标准:①因各种原因于我院行脑血管 CTA 检查,并诊断为前交通动脉瘤。②有详细的临床资料与影像学资料。排除标准:①梭形动脉瘤、夹层动脉瘤、血管畸形患者。②患者及家属不能配合完成研究。③患者因外伤或其他因素导致的前交通动脉瘤。④患者临床资料或影像学资料不全。

1.2 方法

1.2.1 资料收集

有关患者的年龄、性别、病史及

头颈部 CTA 图像均从医渡云配合病历系统检索及测量。根据既往文献研究^[6],收集患者的年龄、性别、吸烟史、高血压病史、SAH 病史,并分别测量患者 CTA 图像中前交通动脉瘤的高度、瘤颈宽度、是否有 A1 优势、动脉瘤是否规则、动脉瘤朝向,将以上特征纳入预测模型。A1 优势定义为一侧 A1 段明显增粗,对侧 A1 段未显影或直径小于优势侧二分之一。动脉瘤朝向为从 CTA 矢状位,以枕骨粗隆上缘与眉弓上缘连线为标准,根据动脉瘤瘤顶朝向分为前上、前下、后上及后下。动脉瘤不规则定义为动脉瘤表面不光滑,有子囊、分叶或凸起。

1.2.2 数据处理及分析 采用 R 软件(3.6.3 版本)对数据进行处理及分析。正态分布的计量资料组间比较采用独立样本 *t* 检验,计数资料的组间比较采用 χ^2 检验;后选用机器学习中的决策树及随机森林方法建立预测模型,预测指标为动脉瘤的破裂与否,模型样本量符合每个变量的事件数(EPV)原则。得出模型后在测试集中计算预测模型的准确度、灵敏度及特异度,并绘制受试者工作特征(ROC)曲线。以 $P<0.05$ 为具有统计学意义。

破裂组与未破裂组的年龄、动脉瘤高度、瘤颈宽度、动脉瘤不规则及 A1 优势这些特征,差异有统计学意义($P<0.05$),而性别、吸烟史、高血压史、动脉瘤朝向、SAH 病史这些特征之间的差异并无统计学意义。表 1。

2 结果

2.1 决策树预测模型建立及评价

将数据集以有放回的随机抽样方法即自助法,按照 7:3 比例分为训练集及测试集。训练集 273 例患者,其中动脉瘤破裂患者 179 例;测试集 108 例患者,其中动脉瘤破裂患者 65 例。在训练集中,用分类回归树(CART)的方法进行模型建立。生成分类树后,继续在训练集中利用 10 折交叉验证的方法,得到标准差最小的树的分裂次数,从而对决策树模型进行剪枝,最终得到分裂次数为 7 的决策树模型。如图 1 所示可以看到,在训练集得出的决策树模型中,动脉瘤不规则、动脉瘤高度、瘤颈宽度及年龄是参与决策树分裂的较早的节点特征,其

表 1 破裂动脉瘤与未破裂动脉瘤特征对比

例数	破裂组(n=244)	未破裂组(n=137)	P 值
女性 /n(%)	108(44.3)	64(46.7)	0.723
年龄/岁	57.1±10.2	60.4±10.0	0.003
吸烟/n(%)	93(38.1)	39(28.5)	0.074
高血压/n(%)	124(50.8)	60(43.8)	0.226
动脉瘤高度/mm	5.73±2.83	4.91±2.81	0.007
瘤颈宽度/mm	2.70±1.08	3.01±1.58	0.023
动脉瘤朝向/n(%)			0.54
前上	99(40.6)	66(48.2)	
前下	75(30.7)	36(26.3)	
后上	44(18.0)	21(15.3)	
后下	26(10.7)	14(10.2)	
动脉瘤不规则 /n(%)	141(57.8)	36(26.3)	<0.001
A1 优势/n(%)	164(67.2)	66(48.2)	<0.001
SAH 病史/n(%)	8(3.3)	3(2.2)	0.772

中动脉瘤高度以 5.54 mm 作为最佳切分点,动脉瘤颈宽度以 3.59 mm 作为最佳切分点。将该模型应用于测试集后,ROC 中曲线下面积(AUC)为 0.737 (95%CI: 0.637~0.837);最佳截断值为 0.500(图 2)。在该截断值下,模型的预测准确率为 73.15%,灵敏度为 0.831,特异度为 0.581,一致性检验(kappa)值为 0.424。

2.2 随机森林预测模型建立及评价

随机森林是指多次随机抽取数据,生成许多决策树,之后将这些树得出的结果结合起来,理论上可以防止模型过度拟合。训练集及测试集分类方法同上。将基尼指数的改善作为特征重要程度

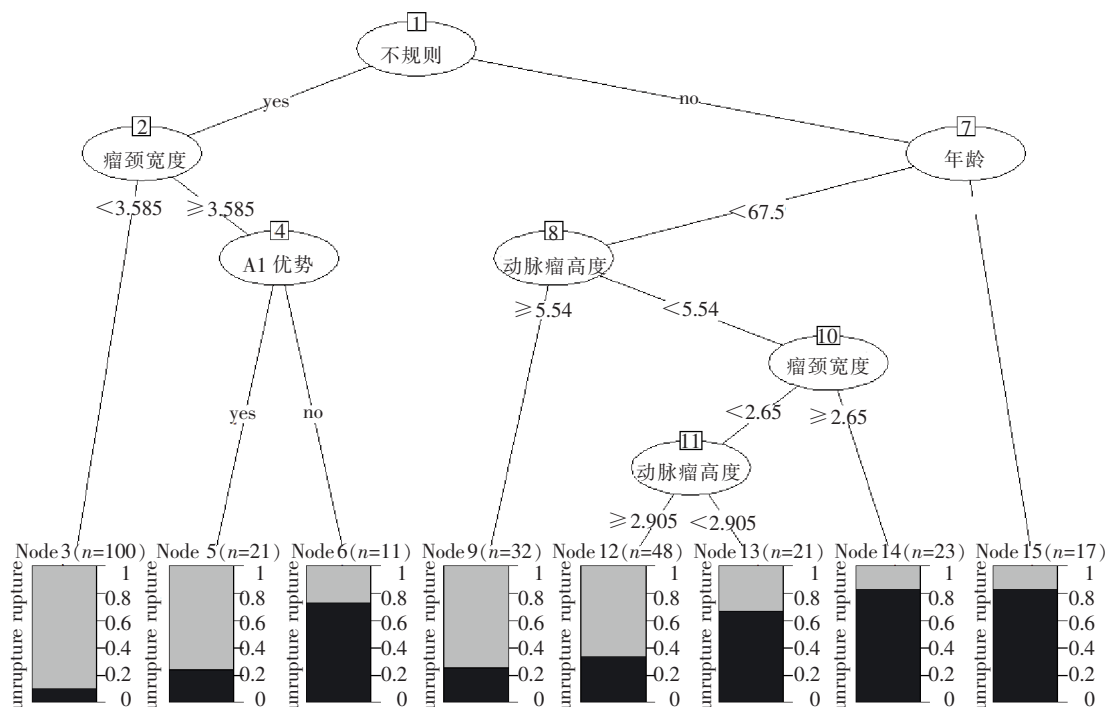


图 1 决策树预测模型

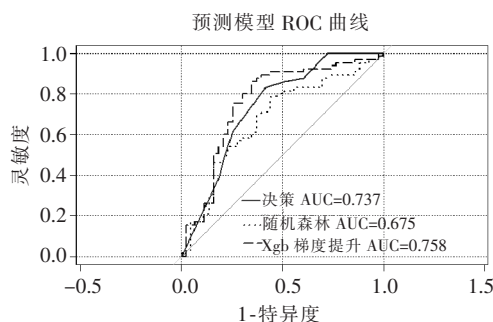


图 2 预测模型 ROC 曲线

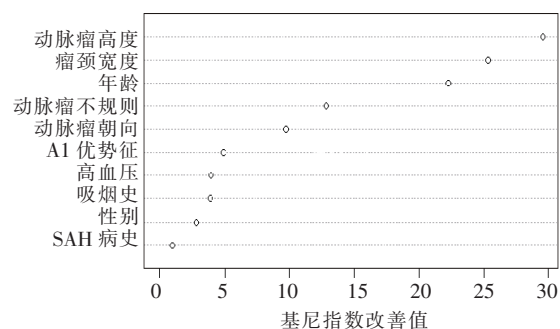


图 3 特征重要性排序

的评价标准,对随机森林中变量重要性进行排序,如图 3 所示,前 3 位分别是动脉瘤的高度、动脉瘤颈宽度以及年龄,较单个分类树模型有所区

别。在树的规模为 219 时,整体误差率最小,模型达到最优。将该模型应用于测试集,ROC 中 AUC 为 0.675 (95%CI: 0.569~0.7806);最佳截断值为 0.521

(图 2)。在该截断值下,模型的预测准确率为 68.52%,灵敏度为 0.800,特异度为 0.512,kappa 值为 0.322。准确率及 ROC AUC 较决策树无明显改善。

2.3 Xgboost 梯度提升

由于分类树及随机森林模型效果不甚理想,故选用 Xgboost()方法改善模型效果。Xgboost 同随机森林类似,亦是一种集成树模型,但是由于其算法的优势,往往经过参数的调优后得到更为理想的模型,广泛应用于模型的优化提升。利用网格搜索的方法,建立了一个具有 36 个模型的网格,参数范围如下:最大迭代次数为 75、219;学习率为 0.01、0.1、0.3;gamma 值为 0.5、0.25;单个树的最大深度为 2、3、4。利用 5 折交叉验证方法调优各个超参数,得出最优模型,其参数如下:最大迭代次数为 219;学习率为 0.1;gamma 值为 0.5;单个树的最大深度为 4。最终 ROC 中 AUC 为 0.758(95%CI:0.6569~0.8587);最佳截断值为 0.545(图 2)。在该截断值下,模型的预测准确率为 77.78%,灵敏度为 0.893,特异度为 0.605,kappa 值为 0.518,均较前改善。

考虑到本研究仍为一个相对较小样本研究,当数据量较小时,训练集与测试集的划分对模型效能的影响较大,故采用 3 折交叉验证训练的方法,利用 Xgboost 梯度提升训练模型,并分别在不同的测试集中进行验证。如图 4 所示,在测试集 1 中,ROC 中 AUC 为 0.848(95%CI:0.7759~0.9197);在测试集 2 中,ROC 中 AUC 为 0.797(95%CI:0.7171~0.8768;在测试集 3 中,ROC 中 AUC 为 0.858(95%CI:0.7847~0.9306),均表现出了较好的模型效能。

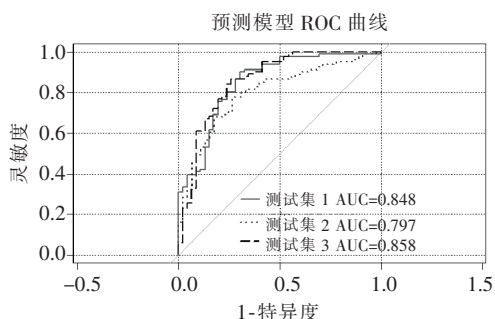


图 4 不同测试集 ROC 曲线

3 讨论

Greving 等^[4]前瞻性队列研究的结果中发现,颅内动脉瘤 5 年的破裂风险随 PHASES 评分分值的增高而增加。其中 PHASES 评分主要包括以下 6 个因素:年龄、高血压、SAH 史、动脉瘤大小、动脉瘤位置和地理区域。前交通动脉瘤作为颅内动脉瘤中发

生率最高的动脉瘤,专注于其破裂风险预测模型的研究相对较少。本研究中,按照预测模型判断动脉瘤破裂与否的特征重要性进行排序,动脉瘤深度,动脉瘤宽度,年龄,动脉瘤不规则,A1 优势征以及是较为重要的分类特征,而性别、吸烟史、动脉瘤朝向对结果影响相对较小。这也与一些国内外的既往研究相符。

3.1 动脉瘤高度及动脉瘤瘤颈宽度的影响

有研究表明,动脉瘤的破裂风险随着动脉瘤大小的增加而增加^[7]。本模型中,动脉瘤深度达到 5.54 mm 时,是预测前交通动脉瘤破裂与否的一个重要切分点。在随机森林中根据基尼指数改善而得到的特征重要性排序中,动脉瘤高度亦是最重要的分类特征。国外的一项基于 ISUIA 数据库进行的研究中,在进行多因素回归分析后,动脉瘤的高度是唯一的独立危险因素^[8]。此外,在本模型中,动脉瘤瘤颈宽度的切分点为 3.585 mm,而破裂组的瘤颈宽度要小于未破裂组,差异有统计学意义。有研究认为,较小的瘤颈宽度会导致动脉瘤内的壁切应力改变,引起动脉瘤壁重建,从而增加破裂的风险^[9]。

3.2 动脉瘤不规则的作用

有多个叶、子囊或其他类型的壁突的动脉瘤定义为不规则动脉瘤^[10]。本研究中的决策树模型中,动脉瘤不规则是最早参与决策树分裂的预测特征。瘤腔不规则增加破裂风险的机制可能与不规则瘤腔附近出现的高剪切应力值有关^[11]。一项关于前交通动脉瘤破裂的形态学特征的研究指出,不规则的动脉瘤是动脉瘤破裂的独立危险因素^[10]。日本一项大型的关于动脉瘤自然病程的研究中表明,有子囊的动脉瘤更容易破裂(危险比 1.63)^[7]。国外的另一项研究也表明,前交通动脉瘤出现瘤泡与前交通动脉瘤破裂显著相关(OR:22)^[12]。本研究与其得出的结论相符。

3.3 A1 优势征

A1 优势定义为一侧 A1 段明显增粗,对侧 A1 段未显影或直径小于优势侧二分之一。一项关于前交通小动脉瘤的研究中指出,A1 优势征与动脉瘤破裂相关^[13]。有研究对 A1 段的发育异常与前交通动脉瘤的形成及破裂的关系进行了血流动力学的三维数值模拟。A1 段的发育异常会导致壁切应力的变化及湍流形成,从而影响动脉瘤的形成与破裂^[14]。本研究中,破裂组与未破裂组的 A1 优势征有显著差异,但依照基尼指数改善对特征排序,其重要性相对前述特征略低。

3.4 血流动力学参数

随着血流动力学的研究深入,许多血流动力学参数也被证明与前交通动脉瘤的破裂相关。采用计算流体力学(CFD)对动脉瘤血流动力学参数进行计算是目前应用较多的一种研究方法。壁应切力(WSS)是研究比较多的一种参数。但是研究结果存在一定争议。Detmer 等^[15]对大量的动脉瘤患者的血流动力学进行了研究,结果表明,破裂动脉瘤的 WSS 明显较低,这与以前的研究一致。有研究表明,较低的 WSS 可能会引起内皮细胞的凋亡,从而导致血管壁变化,这可能是低 WSS 与动脉瘤破裂相关的机制^[16]。但 Zhang 等^[17]的研究表明,WSS 幅值高于 12.3 达因/cm²时,载瘤动脉中的 WSS 可能是预测动脉瘤破裂状态的可靠血流动力学参数之一。分析表明,每增加一单位 WSS,前交通动脉瘤破裂的风险也会增加 6.2 倍。本研究受限于纳入的病例影像资料为 CTA,显示动脉瘤形态欠佳,采用 CFD 计算动脉瘤的血流动力学参数误差较大。根据相关研究^[14],本文纳入了动脉瘤朝向和大脑前动脉 A1 优势征这两种与血流动力学表现密切相关的因素进行了分析。

3.5 年龄因素

年龄对动脉瘤破裂的影响目前尚有争议。既往有研究表明,高龄(尤其是超过 60 岁)是颅内动脉瘤破裂的重要危险因素^[18]。但也有对前交通动脉瘤研究得出的结果中,动脉瘤破裂的患者更加年轻^[12]。此外,国外的一项研究认为,随着年龄的增长,前交通动脉瘤的大小可能保持稳定,年轻患者和老年患者的破裂风险相似的。在本研究中,破裂组的患者明显要比未破裂组更加年轻($P=0.003$)。参考本研究的结果,当我们面对年轻的未破裂前交通动脉瘤患者时,可能需要更加积极的干预^[16]。

机器学习正在越来越多被人们应用到预测模型的建立。有学者应用两层的前馈人工神经网络对前交通动脉瘤的破裂风险进行预测,结果较为理想^[9]。在近期的另一项研究中,支持向量机、随机森林以及多层感知器亦应用在动脉瘤的破裂风险预测中^[20]。作为机器学习中的一员,分类树较为简洁易懂,而且对分类问题上有其独到的优势。目前国内外的研究中,最常用的是 logistic 回归^[21]。logistic 回归在线性关系的数据处理中有优势,而面对非线性问题时,机器学习的方法可能更加适合;而且 logistic 容易多重共线性,通常需要正则化,这些恰恰是决策树的强项;此外,决策树还能更加便捷的

得出预测因子的最佳切分点,这也是相对于 logistic 回归的一项优势。在本研究中,选用了决策树、随机森林来建立预测模型,并应用 xgboost 梯度提升建立了更加优化的模型,得到了较为理想的结果。

本研究存在一定的局限性。首先,本研究是一项回顾性研究,而不是一项前瞻性的关于前交通动脉瘤自然病程的研究,所以可能不能完全代表前交通动脉瘤破裂的真实风险。其次,使用该模型评估未来动脉瘤破裂的风险是基于这样的假设,即具有高破裂风险的动脉瘤与那些已经破裂的动脉瘤相似。当输入数据后,该数据进入预测模型并被分类为破裂组,便可认为其破裂可能性大。该模型主要用于预测动脉瘤短期破裂可能性,从而帮助临床医师制订治疗方案。另外,本研究是单中心研究,缺乏外部验证,这可能会提高模型的置信水平,因此模型的泛化能力有待进一步论证。

应用机器学习中的决策树、随机森林、梯度提升方法建立模型,能较好地进行前交通动脉瘤的破裂预测,其中梯度提升方法所建立的模型效能更优。本研究在进行未破裂前交通动脉瘤的治疗决策方面,具有一定的临床应用价值。

[参考文献]

- [1] Brown RD, Broderick JP. Unruptured intracranial aneurysms: epidemiology, natural history, management options, and familial screening[J]. *Lancet Neurol*, 2014, 13: 393-404.
- [2] Cai W, Hu C, Gong J, et al. Anterior communicating artery aneurysm morphology and the risk of rupture[J]. *World Neurosurg*, 2018, 109: 119-126.
- [3] Brzegowy P, Kucybała I, Krupa K, et al. Angiographic and clinical results of anterior communicating artery aneurysm endovascular treatment[J]. *Wideochir Inne Tech Maloinwazyjne*, 2019, 14: 451-460.
- [4] Greving JP, Wermer MJ, Brown J, et al. Development of the PHASES score for prediction of risk of rupture of intracranial aneurysms: a pooled analysis of six prospective cohort studies[J]. *Lancet Neurol*, 2014, 13: 59-66.
- [5] Kim MC, Hwang SK. The rupture risk of aneurysm in the anterior communicating artery: a single center study[J]. *J Cerebrovasc Endovasc Neurosurg*, 2017, 19: 36-43.
- [6] 谭华桥, 李明华, 朱悦琦, 等. 前交通动脉瘤破裂的临床和放射解剖学危险因素[J]. *介入放射学杂志*, 2016, 25: 562-567.
- [7] UCAS Japan Investigators, Morita A, Kirino T, et al. The natural course of unruptured cerebral aneurysms in a Japanese cohort[J]. *N Engl J Med*, 2012, 366: 2474-2482.
- [8] Mocco J, Brown RJ, Torner JC, et al. Aneurysm morphology and prediction of rupture: an international study of unruptured

- intracranial aneurysms analysis[J]. Neurosurgery, 2018, 82: 491-496.
- [9] Li M, Hu S, Yu N, et al. Association between meteorological factors and the rupture of intracranial aneurysms[J]. J Am Heart Assoc, 2019, 8: e012205.
- [10] Ma X, Yang Y, Liu D, et al. Demographic and morphological characteristics associated with rupture status of anterior communicating artery aneurysms[J]. Neurosurg Rev, 2020, 43: 589-595.
- [11] Tateshima S, Murayama Y, Villablanca JP, et al. Intraaneurysmal flow dynamics study featuring an acrylic aneurysm model manufactured using a computerized tomography angiogram as a mold[J]. J Neurosurg, 2001, 95: 1020-1027.
- [12] Matsukawa H, Uemura A, Fujii M, et al. Morphological and clinical risk factors for the rupture of anterior communicating artery aneurysms[J]. J Neurosurg, 2013, 118: 978-983.
- [13] Xu T, Lin B, Liu S, et al. Larger size ratio associated with the rupture of very small(≤ 3 mm) anterior communicating artery aneurysms[J]. J Neurointerv Surg, 2017, 9: 278-282.
- [14] Xu L, Zhang F, Wang H, et al. Contribution of the hemodynamics of A1 dysplasia or hypoplasia to anterior communicating artery aneurysms: a 3-dimensional numerical simulation study[J]. J Comput Assist Tomogr, 2012, 36: 421-426.
- [15] Detmer FJ, Chung BJ, Jimenez C, et al. Associations of hemodynamics, morphology, and patient characteristics with aneurysm rupture stratified by aneurysm location[J]. Neuroradiology, 2019, 61: 275-284.
- [16] Yu HY, Li HY, Liu J, et al. An approach to quantitative assessment of hemodynamic differences between unruptured and ruptured ophthalmic artery aneurysms[J]. Comput Methods Biomech Biomed Engin, 2016, 19: 1456-1461.
- [17] Zhang X, Karuna T, Yao ZQ, et al. High wall shear stress beyond a certain range in the parent artery could predict the risk of anterior communicating artery aneurysm rupture at follow-up[J]. J Neurosurg, 2018, 131: 868-875.
- [18] Wermer MJ, van der Schaaf IC, Algra A, et al. Risk of rupture of unruptured intracranial aneurysms in relation to patient and aneurysm characteristics: an updated meta-analysis[J]. Stroke, 2007, 38: 1404-1410.
- [19] Liu J, Chen Y, Lan L, et al. Prediction of rupture risk in anterior communicating artery aneurysms with a feed-forward artificial neural network[J]. Eur Radiol, 2018, 28: 3268-3275.
- [20] Chen G, Lu M, Shi Z, et al. Development and validation of machine learning prediction model based on computed tomography angiography-derived hemodynamics for rupture status of intracranial aneurysms: a Chinese multicenter study[J]. Eur Radiol, 2020, 30: 5170-5182.
- [21] 温凌宇, 陈曦, 雷毅, 等. 基于形态学分析的后交通动脉瘤破裂风险评估预测模型[J]. 介入放射学杂志, 2018, 27: 919-923.

(收稿日期: 2020-07-24)

(本文编辑: 俞瑞纲)