

文章编号:1004-7220(2012)03-0294-05

优化设计颅内动脉瘤用梯形截面支架底边长度

张 贇, 乔爱科

(北京工业大学 生命科学与生物工程学院, 北京 100124)

摘要: 目的 为降低梯形截面丝支架植入颅内囊状动脉瘤后瘤腔破裂的风险,对支架丝截面底边长度进行优化设计。方法 构建38种不同底边长度的梯形截面支架及其植入动脉瘤后的有限元模型,利用流固耦合数值模拟计算得到38组最大瘤腔壁面压力梯度值,并应用广义回归神经网络及遗传算法对梯形截面底边长度进行优化,使植入支架后最大瘤腔壁面压力梯度降到最低。结果 优化结果显示,相对传统矩形截面支架,优化后支架将最大瘤腔壁面压力梯度降低了7.86%。结论 广义回归神经网络与遗传算法结合可以很好地解决支架优化方面的问题。

关键词: 支架; 广义回归神经网络; 遗传算法; 压力梯度; 有限元分析; 数值模拟

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

Optimization of baseline on stent with trapezoidal cross-section for intracranial aneurysm

ZHANG Yun, QIAO Ai-Ke (School of Life Science and Bioengineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Objective To optimize the baseline on the trapezoidal cross-section of stent wires, so as to reduce the risk of intracranial saccular aneurysm rupture after the implantation of such stents. **Methods** Thirty-eight trapezoidal cross-section wire stents with different baselines were constructed to establish the finite element models. Numerical simulation by fluid-solid interaction method was conducted to calculate 38 maximum pressure gradients on the aneurysm wall. GRNN (general regression neural network) and GA (genetic algorithm) were used to optimize the baseline on the cross-section of stents with trapezoidal cross-section wire so as to minimize the maximal pressure gradient on the aneurysm wall. **Results** Compared with the traditional stent with rectangular cross-section wire, the maximal pressure gradient on the aneurysm wall was reduced by 7.86% after the implantation with the optimized stent with trapezoidal cross-section wire. **Conclusions** The combination of GRNN and GA is an effective approach for stent optimization.

Key words: Stent; General regression neural network (GRNN); Genetic algorithm (GA); Pressure gradient; Finite element analysis; Numerical simulation

颅内动脉瘤是神经外科常见的疾病,是引起自发性蛛网膜下腔出血的第一致病原因^[1]。虽然只有少数动脉瘤患者会发生破裂,但破裂后的致残率和死亡率非常高^[2-3]。目前对动脉瘤发展及破裂的机制并没有统一的认识,因瘤腔壁面压力分布不均而造成的局部高压是导致动脉瘤破裂的一个因

素^[4]。

对于动脉瘤的治疗除了开颅手术夹闭动脉瘤以外,还可采用支架介入治疗方法。血管内支架治疗方法相对开颅手术具有低死亡率、微创等优势,越来越受到医学界的重视。

目前对血管内支架的研究可分为固体力学与血

收稿日期:2011-08-30; 修回日期:2011-11-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(10972016,81171107),北京市自然科学基金资助项目(3092004)。

通讯作者:乔爱科,教授,Tel:(010)67396657;E-mail:qak@bjut.edu.cn。

流动力学两个角度。固体力学角度主要对支架的支撑力、柔顺性等物理性能进行研究^[5-6]。同时,大量的优化工作也集中于对支架物理性能的改善^[7-8]。血流动力学角度主要对支架植入后瘤腔内部的血流速度、瘤腔壁面切应力以及壁面压力等因素进行分析,国内外学者对此已经进行了大量研究。Lieber等^[9]发现,支架丝尺寸大小对瘤腔内部的涡流状态有着显著的影响。付文宇等^[10]对圆形及矩形截面支架对治疗颅内动脉瘤的血流动力学影响进行了数值模拟研究。乔爱科等^[11]指出,三角形截面支架在治疗蜿蜒型动脉瘤时的效果优于传统圆形截面支架。然而以上研究均是对比分析,基于改善血流动力学因素进行的支架结构优化却鲜有报道。同时,支架结构设计变量往往与血流动力学优化目标呈高度非线性关系,采用多项式响应面等方法无法保证计算精度^[12]。

广义回归神经网络 (general regression neural network, GRNN) 是由美国学者 Specht 提出的,是径向基网络的一个分支,能够逼近任意连续的非线性函数^[13]。遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是根据自然选择和遗传机制提出的随机化搜索算法^[14],其特点是对问题要求少,可以搜索到全局最优解,并且不易陷入局部极值点。但是 GA 在进行优化时往往需要大量实验,利用 GRNN 建立设计变量与优化目标之间的关系则可以大大减少所需实验数量。因此,将 GRNN 与 GA 相结合进行支架优化可以降低实验成本、提高优化效率。

本文以支架结构为基础,将 GRNN 与 GA 结合,优化梯形截面支架丝底边长度,使其植入后可以将颅内囊状动脉瘤腔壁面的最大压力梯度值降到最小,防止瘤壁压力分布不均,降低动脉瘤发展和破裂的概率。

1 优化问题描述及设计思路

1.1 设计变量和优化目标

影响颅内囊状动脉瘤腔壁面压力梯度的因素多种多样,本文将支架截面底边长度作为设计变量进行优化,使植入支架后瘤腔壁面压力梯度达到最小值。

研究中使用孔隙率为 70%、正弦波形环状结构的梯形截面支架(见图 1)。由于支架管材的原始直

径介于 1.5 ~ 2.2 mm,为了配合激光雕刻的优势将梯形高固定为 0.03 mm,上底边长度固定为 0.1 mm,通过改变下底边长度来控制梯形截面面积大小。为保证截面形状为倒梯形,下底边长度取值范围是 0 ~ 0.1 mm。

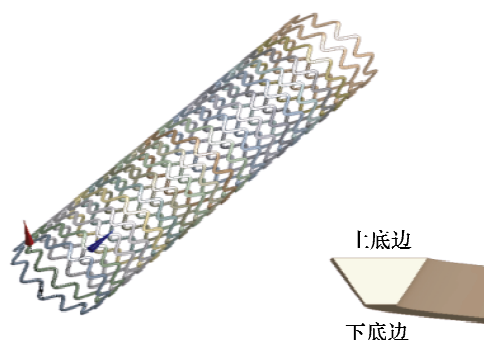


图 1 梯形截面支架
 Fig. 1 Model of stent with trapezoidal cross-section

1.2 有限元模型构建

传统的支架优化设计方法主要依靠设计者对已经存在的方案进行修正和改进,通过不断进行体外实验来获得可用于临床的结果。该方法主要依赖设计者的经验,并且会产生高昂的设计成本。为了降低成本、提高效率,有限元数值模拟方法被广泛应用于支架的设计和优化^[10,15-17]。

针对囊状动脉瘤的结构特点和几何特征,利用实体建模软件 SolidWorks 2008 构建了囊状动脉瘤及其植入梯形截面支架的三维模型(见图 2)。构建时将动脉血管简化为圆直管,取其直径 $D_1 = 5.2$ mm,总长度 $L_1 = 60$ mm,血管壁厚 0.2 mm,瘤腔直径 $D_2 = 6$ mm。为减少计算量,将模型沿对称面切割,取 1/2 的模型进行研究。

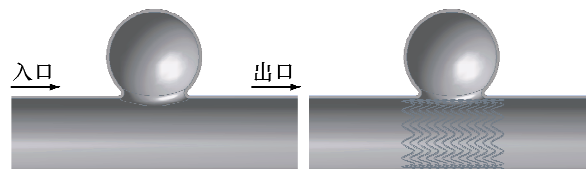


图 2 颅内囊状动脉瘤及其植入梯形截面支架模型
 Fig. 2 Model of Intracranial saccular aneurysm and that implanted by stent with trapezoidal cross-section

建立三维模型之后,利用 SolidWorks 2008 与 ANSYS workbench 12.0 的专用接口将模型导入,进

行有限元固体及流体模型的构建。由于流场的复杂性,在靠近瘤腔壁面的部分采用了逐渐加密的网格划分方式(见图3)。

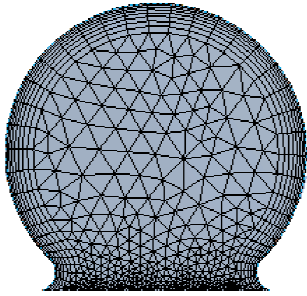


图3 流场壁面部分网格划分情况
Fig.3 Mesh division near the aneurysm wall

1.3 流固耦合数值模拟

根据文献[18]可知,采用牛顿流体模型与非牛顿流体模型计算时的流场差别不大,故本文假设血液为不可压缩的牛顿流体,设置其密度为 1050 kg/m^3 ,黏度为 $4 \text{ mPa} \cdot \text{s}$ 。规定血液入口与出口按图2所示,在入口端施加具有代表性的生理脉动流速^[19](见图4);出口端以压力作为参考,设置压力值为 0 Pa 。动脉瘤及血管部分密度设置为 1150 kg/m^3 ,弹性模量为 100 MPa ,泊松比为 0.45 。整体参考压力设置为人体的舒张压值 80 mmHg ($1 \text{ mmHg} = 0.133 \text{ kPa}$)。血液与血管壁的接触面为流固耦合面,血管及动脉瘤壁面、支架丝表面均满足无滑移条件。模型对称切面上速度满足对称条件。

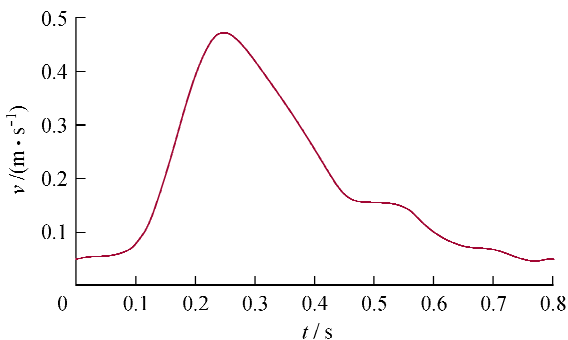


图4 入口速度波形
Fig.4 Inlet velocity

流固耦合计算是通过 ANSYS 中集成的 CFX 模块完成的,计算总时间设置为 0.8 s ,时间步长为 0.01 s 。计算过程中每一个时间步都要经过流体和

固体分析的交替迭代直到收敛,然后才进入下一个时间步的求解。当计算精度达到要求时,计算过程结束。

本研究模拟计算了 38 组不同下底边长度的梯形截面支架植入后瘤腔壁面压力梯度的大小,其中包括下底边长度为 0 mm (三角形截面)及 0.1 mm (矩形截面)的两种特殊情况。计算结果表明压力梯度最大值出现在 0.23 s 这一时刻,且均位于远端瘤颈附近(见图5)。在 38 组数据中,三角形截面压力梯度最大值为 146.8 kPa/m ,高于其他 37 组数值,矩形截面压力梯度为 106.4 kPa/m 。

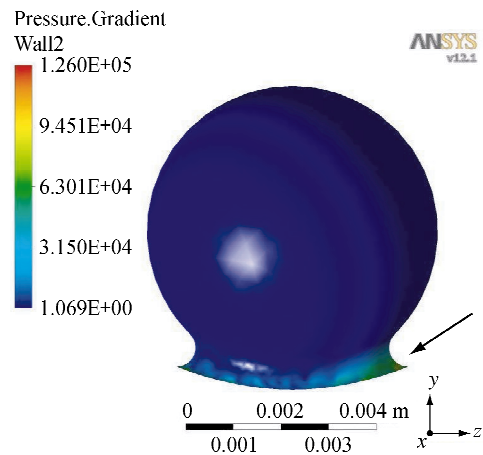


图5 压力梯度分布情况
Fig.5 Distribution of the pressure gradient

2 广义回归神经网络建模

GRNN 是径向基神经网络的一种,它是由输入层、模式层、求和层以及输出层构成的 4 层前向神经网络。GRNN 具有很强的非线性映射能力,能够以任意精度逼近任意非线性连续函数。此外,GRNN 的逼近速度比目前较为常用的 BP 神经网络快;获得同样预测效果所需的样本量仅是 BP 网络的 1% ^[13]。

本研究将梯形截面下底边长度作为 GRNN 网络的输入,将通过流固耦合数值模拟获得的瘤腔壁面压力梯度最大值作为网络的输出,构建下底边长度与瘤腔壁面压力梯度最大值的映射关系。从 38 组样本中随机选择 33 组作为网络的训练样本,5 组样本作为预测。对于 GRNN 网络而言,训练样本的

确定意味着相应网络结构及神经元间的连接权值也随之确定;GRNN 的训练实际上是通过改变光滑因子、调整网络各单元的传递函数以确定最佳的回归估计结果^[20]。光滑因子越大,网络对样本的逼近过程越平滑;光滑因子越小,网络对样本的逼近性能越强^[21]。因此,光滑因子的选取需要经过不断的尝试才能确定最佳值。

GRNN 的构建是通过在 Matlab R2009b 中编程实现的,在网络训练之前对所有的输入输出数据进行归一化处理,即将其变换到 $[-1,1]$ 范围内。

网络建立完成后需要对其预测做出评价。从表 1 可以看出,网络的预测结果在边缘处误差较大,其他部分处均不超过 1%,网络预测效果令人满意,可以用来替代数值模拟实验来进行预测。

表 1 测试样本预测对比结果

Tab.1 Result of comparison between calculation and prediction

序号	输入值	数值模拟计算值	GRNN 预测值	相对误差/%
1	0.052	102 826.648	103 245.460	-0.41
2	0.066	101 902.547	100 984.836	0.90
3	0.078	101 747.961	101 916.088	-0.17
4	0.093	134 701.328	135 308.322	-0.45
5	0.098	102 389.680	104 494.197	-2.06

3 遗传算法优化

遗传算法模拟遗传过程中所发生的复制、交叉和变异等现象,从任意初始群体开始,通过随机选择、交叉和变异等操作,使群体不断进化,直到产生最适应环境的个体,得到问题的最优解。遗传算法主要操作步骤如下:

(1) 编码。将解空间与编码空间进行映射,每个编码对应一个解。编码方式主要分为实数编码与二进制编码。

(2) 产生初始种群。随机产生 N 个初始串结构数据;以这些初始串作为初始点进行迭代。

(3) 计算适应度函数。适应度代表在进化过程中可能达到最优解的优良程度,通常用目标函数的形式来表示。

(4) 遗传操作。按照遗传规律进行演化,产生最优个体。

(5) 终止。在满足终止条件时,进化终止。

本研究是利用遗传算法的全局搜索能力对神经网络的预测值进行搜索寻优,算法流程如图 6 所示。

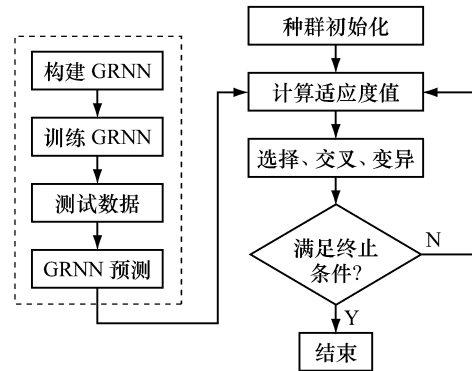


图 6 算法流程图

Fig. 6 Flow chart of algorithm on combination of GRNN and GA

通过在 Matlab R2009b 中编程实现遗传算法求解,并将已经建立好的 GRNN 网络取倒数后作为遗传算法的适应度函数,同时设置种群规模为 50,最大进化代数为 200,交叉概率 0.6,变异概率 0.01,采用实数编码方式,数据范围是 $[0,0.1]$ 。

3.1 优化结果

图 7 所示为遗传算法的迭代过程,从图中可以看出,在进化 50 代之前就已经得到了最优结果。优化所得最大壁面压力梯度值为 98.7 kPa/m,对应的梯形下底边长度为 59 μm 。这一结果小于用于训练和预测的数据。

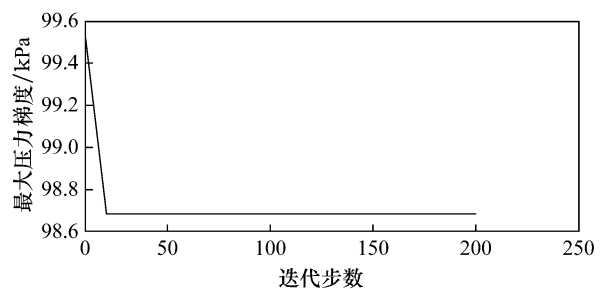


图 7 遗传算法进化过程

Fig. 7 Evolution process for stent optimization by GA

3.2 结果验证

对优化后的结果进行有限元分析得到在下底边长度为 59 μm 时,对应的最大壁面压力梯度值为 98 kPa/m。该数值与遗传算法优化后的结果非常接近,误差在 0.70% 左右。

4 结论

本研究利用流固耦合数值模拟实验及 GRNN 建立了梯形截面支架下底边长度与瘤腔壁面最大压力梯度关系的神经网络模型,并利用遗传算法对梯形下底边长度进行了优化,减小了瘤腔壁面的最大压力梯度。结果显示,传统矩形截面支架植入后最大瘤腔壁面压力梯度为 106.4 kPa/m,优化后的梯形截面支架植入后最大压力梯度为 98.7 kPa/m,降低了 7.8% 左右。

本研究通过对支架丝结构的优化改善了支架植入动脉瘤后的最大瘤腔壁面压力梯度。压力梯度的降低可以有效防止瘤腔壁面上的应力集中,使瘤腔壁面压力分布更均匀,减小瘤腔内高压区域的面积,降低动脉瘤发展与破裂的风险。同时,优化的方法及结果可以为新型支架设计提供一定的理论指导。

参考文献:

- [1] Charles V, Jeremiah VK, Sean DL. Intracranial aneurysms: Current evidence and clinical practice [J]. *Am Fam Physician*, 2002, 66(4): 601-608.
- [2] Winn HR, Jane JA, Taylor J, *et al.* Prevalence of asymptomatic incidental aneurysms: Review of 4568 arteriograms [J]. *J Neurosurg*. 2002, 96(1): 43-49.
- [3] DeRooij NK, Linn FH, VanderPlas JA, *et al.* Incidence of subarachnoid haemorrhage: A systematic review with emphasis on region, age, gender and time trends [J]. *J Neurol Neurosurg Psychiat*, 2007, 78(12): 1365-1374.
- [4] Gadowski GR, Ricci MA, Hendley ED, *et al.* Hypertension accelerates the growth of experimental aortic aneurysms [J]. *J Surg Res*, 1993, 54(5): 431-436.
- [5] 孙贞魁, 李永东, 李明华, 等. Willis 覆膜支架治疗颅段颈内动脉动脉瘤的前瞻性研究[J]. *介入放射学杂志*, 2010, 19(4): 263-268.
- [6] 赵振心, 刘道志, 罗七一, 等. 颅内动脉瘤介入器械的现状与进展[J]. *中国医疗器械信息*, 2009, 15(12): 29-33.
- [7] 王伟强, 梁栋科, 杨大智, 等. 冠脉支架系统瞬时膨胀过程的有限元分析及其优化设计[J]. *中国生物医学工程学报*, 2005, 24(3): 313-318.
- [8] Wu W, Yang DZ, Huang YY, *et al.* Topology optimization of a novel stent platform with drug reservoirs [J]. *Med Eng Phys*, 2008, 30(9): 1177-1185.
- [9] Lieber BB, Livescu V, Hopkins N, *et al.* Particle image velocimetry assessment of stent design influence on intra-aneurysmal flow [J]. *Ann Biomed Eng*, 2002, 30(6): 768-777.
- [10] 付文字, 乔爱科. 5 种支架对颈内动脉瘤血液动力学影响的数值研究[J]. *医用生物力学*, 2010, 25(5): 344-351. Fu WY, Qiao AK. Numerical research of hemodynamic effects on internal carotid aneurysm with five types of stents [J]. *J Med Biomech*, 2010, 25(5): 344-351.
- [11] 乔爱科, 顾兆勇, 孟宪龙, 等. 不同结构支架植入蜿蜒型颅内动脉瘤的仿真研究[J]. *北京工业大学学报*, 2011, 37(5): 780-787.
- [12] 武和全, 辛勇. 基于神经网络的变截面梁抗撞性分析及优化设计[J]. *震动与冲击*, 2010, 29(10): 102-107.
- [13] Specht DF. A general regression neural network [J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1991, 2(6): 568-576.
- [14] 王东华, 刘占生, 窦唯. 基于混合遗传算法的转子系统优化设计[J]. *震动与冲击*, 2009, 28(5): 87-91.
- [15] Beule MD, Cauter SV, Mortier P, *et al.* Virtual optimization of self-expandable braided wire stents [J]. *Med Eng Phys*, 2009, 31(4): 448-453.
- [16] Srinivas K, Toensend S, Lee CJ, *et al.* Two-dimensional optimization of a stent for an aneurysm [J]. *J Med Devices*, 2010, 4(2): 21003-21009.
- [17] 顾兆勇, 张宏斌, 孟宪龙, 等. 支架植入颅内蜿蜒型动脉瘤的血流动力学仿真[J]. *医用生物力学*, 2009, 24(1): 64-69. Gu ZY, Zhang HB, Meng XL, *et al.* Simulation of hemodynamics in stent Intervention of basilar sinuous aneurysms [J]. *J Med Biomech*, 2009, 24(1): 64-69.
- [18] Raghavan M, Harbaugh R. Quantified aneurysm shape and rupture risk [J]. *J Neurosurg*, 2005, 102(2): 355-362.
- [19] Gordan GR, Steinman DA. Finite-element modeling of the hemodynamics of stented aneurysms [J]. *J Biomech Eng*, 2004, 128(3): 382-390.
- [20] 石喜光, 郑立刚, 周昊. 基于广义回归神经网络与遗传算法的煤灰熔点优化[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2005, 39(8): 1189-1192.
- [21] 周敏, 李世玲. 广义回归神经网络在非线性系统建模中的应用[J]. *计算机测量与控制*, 2007, 15(9): 1189-1191.