

信息技术应用

基于 BP 神经网络的湍流促进器多目标优化

郝元¹, 成明峰^{1,2}, 张西龙^{3*}, 郭明钢¹, 杨晓航⁴

(1.大连理工大学盘锦产业技术研究院, 辽宁 盘锦 124221; 2.大连理工大学石油与化学工程学院, 辽宁 盘锦 124221; 3.青岛理工大学机械与汽车工程学院, 山东 青岛 266520; 4.盘锦浩业化工有限公司, 辽宁 盘锦 124123)

摘要:利用 CFD 软件 STAR-CCM+对螺旋缠绕式湍流促进器的 8 种设计参数进行流场数值计算,以壁面剪应力和轴向压降为指标,比较不同参数的湍流促进器强化效果。建立了基于遗传算法优化的 BP 神经网络,使用神经网络对不同的设计参数进行流场效果预测,网络拟合精确度达到了 0.99 718。以最小化轴向压降最大化平均壁面剪应力为目标,利用 NSGA-II 算法进行多目标优化,计算出 Pareto 最优支配前沿,在最优支配前沿中寻找到合适的设计点,并对预测出的优化参数进行建模并模拟验证。结果分析表明,与初始设计参数相比,在中心杆直径选取为 10.8 mm、螺距为 6.5 mm 时,流场的轴向压降增加了 1.7%,平均壁面剪应力提高了 9.7%。

关键词:湍流促进器;多目标优化;计算流体力学;BP 神经网络;NSGA-II 算法

中图分类号:X703;TQ051.1

文献标志码:A

文章编号:0253-4320(2019)06-0201-05

DOI:10.16606/j.cnki.issn 0253-4320.2019.06.043

Multi-objective optimization of turbulence promoters based on BP neural network

XI Yuan¹, CHENG Ming-feng^{1,2}, ZHANG Xi-long^{3*}, GUO Ming-gang¹, YANG Xiao-hang⁴

(1.Panjin Industrial Technology Institute, Dalian University of Technology, Panjin 124221, China;

2.School of Petroleum and Chemical Engineering, Dalian University of Technology, Panjin 124221, China;

3.School of Mechanical and Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China;

4.Panjin Haoye Chemical Co., Ltd., Panjin 124123, China)

Abstract: In order to design a turbulence accelerator with appropriate parameters, 8 design parameters are simulated by using CFD software STAR-CCM+ in consideration of wall penetration. The strengthening effects of different parameters are compared with shear stress and axial pressure drop as indexes. BP neural network based on genetic algorithm optimization is established and the flow field effect is predicted by using neural network for different design parameters. Nsga-ii algorithm is used to do multi-objective optimization to generate Pareto optimal frontier by taking minimum axial pressure drop and maximum average wall shear stress as the objectives. Appropriate design points are found among the optimal frontier and the predicted optimization parameters are modeled and simulated. The results show that the axial pressure drop of the optimized turbulent flow accelerator increases by 1.7% compared with the initial design parameters, but the average wall shear stress increases by 9.7% when the diameter of center rod is 10.8 mm and the pitch is 6.5 mm.

Key words: turbulence promoter; multi-objective optimization; computational fluid dynamics; BP neural network; NSGA-II algorithm

在膜分离过程和推动力的作用下,膜分离性能随着时间会发生不可逆的变化,膜的渗透通量会逐渐变小,这种现象被称为膜污染。在微滤过程中,强化膜组件内的流动特性是一种有效方法。现对膜分离过程和湍流流动增强进行了大量研究, Dinler 等^[1]和 Raj 等^[2]对管道中的二维湍流和传热进行了数值研究。Turgut 等^[3]、张冰强等^[4]在恒定壁面热通量的边界条件下对具有内连接挡板的圆管内的 3 d 稳态湍流流动的强制对流和传热特性进行了数值研究。刘元法^[5]研究了扰流挡板式促进器和螺

旋式湍流促进器 2 种结构的促进器效果。周民杰^[6]对比了圆柱式、缠绕式、螺旋式 3 种湍流促进器对膜通量的提高效果。一些研究者利用数值模拟对在管内添加不同的促进器(包括施加电场)的情况进行了仿真^[7-10]。杨德武等^[11]、施哲夫等^[12]对陶瓷膜的渗流情况进行了数值模拟和单因素参数优化计算。以往的研究者在螺旋式湍流促进器参数优化的研究中往往以单目标为优化指标,而忽略了影响流场的其他重要指标。同时以往的研究者在研究湍流促进器对道的影响时,往往忽略壁面渗透,对膜型

收稿日期:2019-02-28;修回日期:2019-03-31

基金项目:辽宁省自然科学基金项目(20180550816);国家自然科学基金项目(51806114)

作者简介:郝元(1987-),男,博士,工程师,研究方向为流场分析及热管理,xiyuan@dlut.edu.cn;张西龙(1989-),男,博士,讲师,研究方向为工程机械热管理,通讯联系人,beibitap@hotmail.com。

进行简化。本文中利用 star-ccm+对添加了缠绕式湍流促进器的膜组件流场进行模拟,在考虑壁面渗透的情况下,分析缠绕式湍流促进器参数影响,得到原始数据。利用 BP 神经网络对原始仿真数据进行多目标优化分析,对缠绕式湍流促进器进行参数优化。

1 缠绕式湍流促进器的数值计算

采用 Creo 3.0 对管式膜反应器进行物理建模。反应器内径为 35 mm,长度为 100 mm,两端有渗透液出口,出口内径为 8 mm,微滤膜内径 15 mm,外径为 18 mm,厚度 1.5 mm,如图 1(a)所示。使用 STAR-CCM+软件对网格进行划分,网格类型为多面体网格。网格基础尺寸为 2 mm,最小表面尺寸为 0.04 mm,棱柱层数为 5,增长率为 1.15,总厚度为 0.12 mm。网格总数为 493 940,网格面数为 2 244 114,网格顶点数为 1 470 834。网格体积变化范围在 $8.62 \times 10^{-14} \sim 1.93 \times 10^{-8}$,最小中心距离为 1.76×10^{-5} ,最大偏斜角为 7.49° ,最大边界偏斜角为 6.97° ,网格诊断结果良好,网格模型如图 1(b)所示。其中,壁面为无滑移壁面,过滤液体选择纯水,入口速度为 1 m/s,操作压力为标准大气压。模拟中多孔介质参数的多孔黏滞阻力为各向同性,值为 2 190 000.0 kg/($\text{m}^3 \cdot \text{s}$),多孔惯性阻力为各向同性,取值为 8 500 000.0 kg/ m^4 。孔隙率设置为 0.3,多孔介质厚度为 1.5 mm。选用分离流求解器,分离流求解器基于 SIMPLE 算法解决压力-速度之间的耦合关系。使用 STAR-CCM+软件进行数值仿真,求解收敛残差选定为相对残差小于。求解中方程参数的松弛因子除了 K-Epsilon 湍流求解器的亚松弛因子选用 0.8,其余均选用 0.3。

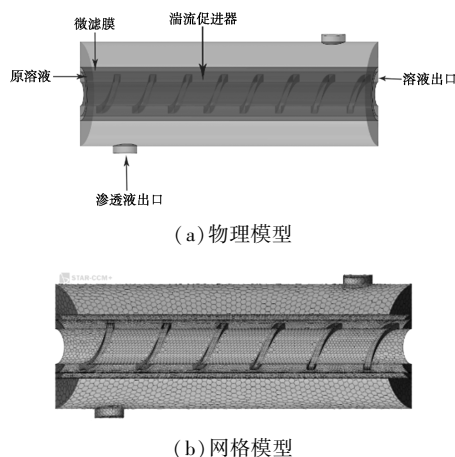


图 1 管式膜反应器示意图与网格模型

为了验证数值计算结果的正确性,对比分析了本文中数据和文献中的结果。设定湍流促进器长度为 50 mm,湍流促进器螺纹半径为 13 mm。表 1 中列出了当螺距为 12 mm 和 18 mm,中心杆直径为 6 mm 2 种情况的模拟结果和文献结果对照结果,可以看出误差均在 10% 以内。

表 1 与文献对比的 4 种情况的数值模拟

中心直径 D_r/mm	6	6
螺距 P_λ/mm	12	18
平均剪应力(文献) τ_{av}/Pa	8.31	11.37
平均剪应力(模拟) τ_{av}/Pa	8.56	11.59
剪应力误差 $\delta/\%$	3.01	1.93
轴向压降(文献) $\Delta P/\text{Pa}$	1104	2428
轴向压降(模拟) $\Delta P/\text{Pa}$	1203	2487
轴向压降误差 $\delta/\%$	8.97	2.43

2 模拟计算结果分析

2.1 速度分布分析

观察湍流促进器速度矢量图可以发现,反应器内流体的流动方向分为轴向流动和螺旋流动。对比 2 种流动速度分布图(图 2),发现螺旋流动在流体流动中占主要部分,速度相对较低。轴向流动占据次要部分,速度相对较高。在云图中几乎不存在流动死区和滞留区,流体的湍动程度加强。

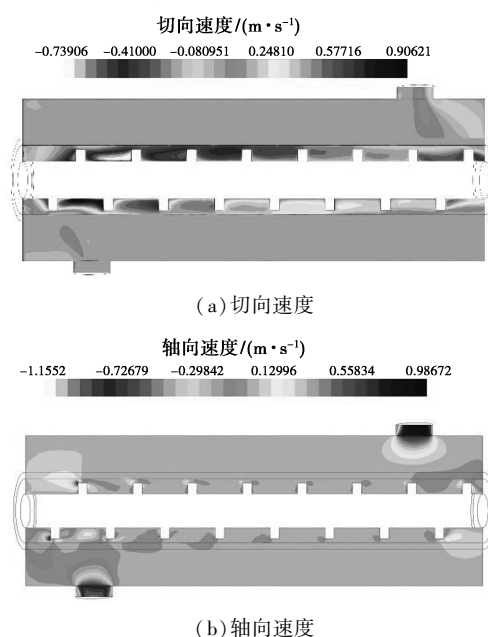


图 2 多孔界面表面流速分布

2.2 湍流特性及膜面能耗分析

通常可以用近壁面雷诺数表示流体的湍动程度(图 3)。膜表面旋转流动会抑制涡流的形成,抑制

死区的产生,同时旋转流动和轴向流动混合碰撞,提高流体的湍流程度,增加流体的湍动能。因此流体对膜面的冲刷加强,带走在膜面积累的颗粒或者大分子,抑制膜污染。

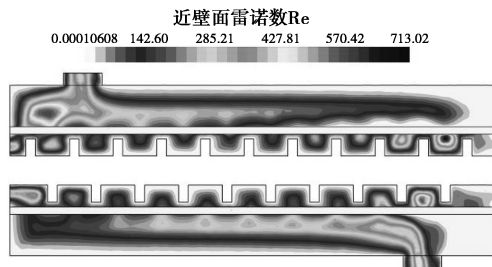


图3 近壁面雷诺数分布图

湍流促进器的引入会使流体湍动程度增加,但膜组件内的压降会明显增高,过滤能耗会显著增加。表现系统能耗的另一个指标就是湍流耗散率(T_{dr})。随着螺旋间距的靠近,湍流耗散率(T_{dr})在 $Y = 15\text{ mm}$ 附近处,即第一个螺旋处急剧增加,经过2个螺旋后, T_{dr} 值逐渐平稳在较小值(图3)。观察静压分布云图(图4),也能看出在流体经过湍流促进器后会形成低压区,在螺旋的后半部分形成流体的尾流现象。观察静压分布可以看到,压力在将要达到第一个湍流促进器螺旋处达到极大值,随后降至局部极小值,并在下一个促进器处再次上升至局部极大值,重复此过程,在出口处降至0。

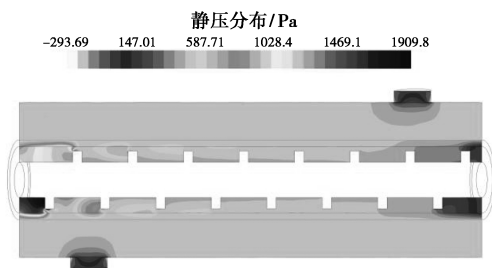


图4 静压分布云图

2.3 螺线间距的影响

不同螺距的切向速度-位置分布如图5所示,切向速度也并不是单一随着螺距的减小而增加,影

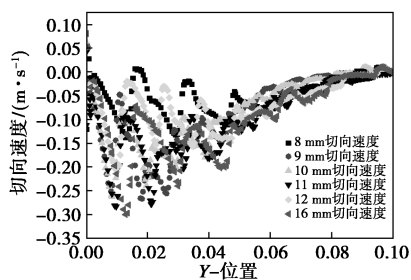


图5 不同螺距的切向速度-位置分布图

响旋转流动强度的因素并不只有螺距的大小。湍流促进器的引入会使流体湍动程度增加,但膜组件内的压降会明显增高,过滤能耗会显著增加。因为流体每经过湍流促进器的螺旋部分时会与湍流促进器发生碰撞,产生摩擦,并且流体的涡流现象也会对流体的能量产生损失。压降可以很好地反映系统能量的损失。

2.4 中心杆直径的影响

在入口流速为 1 m/s 的条件下,其他参数保持不变,对几种不同中心杆直径的湍流促进器的情况进行数值模拟。观察切向速度分布图(图6),发现切向速度随着中心杆直径增大而减小。这也是因为流体的流通面积减小,旋转流动并不能充分发展。但是轴向压降也随着中心杆直径的增大而升高。因此增大中心杆直径并不一定能增大膜的渗透通量。在表2中列出3种情况的模拟结果,对比3种不同参数的壁面平均剪应力,发现剪应力也不是随着中心杆直径单调增加,壁面通量受到压降和剪应力等多种因素共同影响。

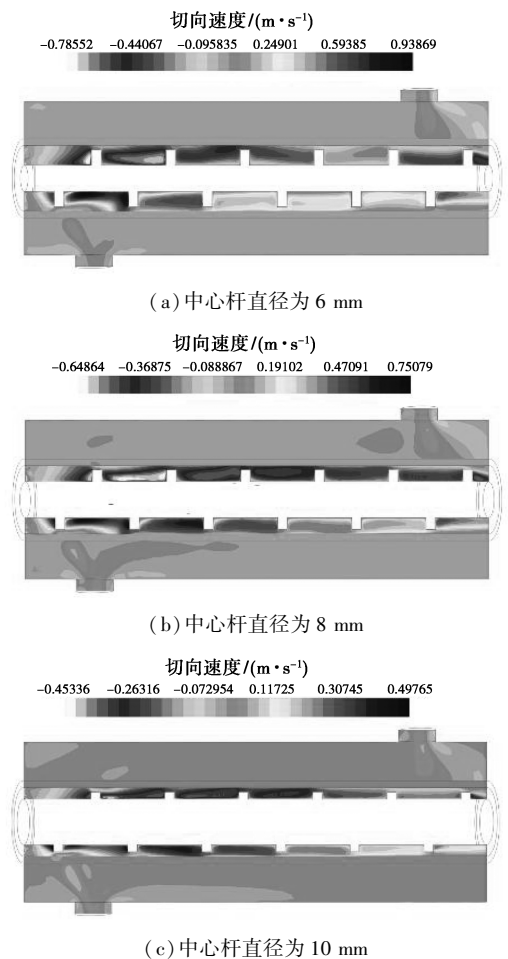


图6 不同中心杆直径的切向速度云图

表 2 不同中心杆直径的结果

中心杆直径 D_r/mm	螺距 P_λ/mm	平均剪应力 τ_{av}/Pa	轴向压降 $\Delta P/\text{Pa}$	平均质量流量 $M_{av}/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1})$
16	6	3.386507	1031.581	48.77852
16	8	3.780511	1242.232	43.08419
16	10	3.662035	1424.172	37.79358

3 遗传算法优化的神经网络模型构建

3.1 神经网络结构构建及拟合函数精度检验

湍流促进器的强化效果是一个非线性的过程,湍流促进器参数之间相互影响,直观分析往往难以计算出既有较高促进效果又有较高经济性的参数。BP 人工神经网络模型可以建立湍流促进器参数与流场数值之间的关系^[13],即建立 $(D_r, P_\lambda) \sim f(\tau_{av}, \Delta P)$, 数据结果如表 3 所示。

表 3 不同结构参数的模拟结果

中心杆直径 D_r/mm	螺距 P_λ/mm	平均剪应力 τ_{av}/Pa	轴向压降 $\Delta P/\text{Pa}$	平均质量流量 $M_{av}/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1})$
6	8	4.183461	2497.69	84.52189
6	9	4.184537	2080.457	70.86954
6	10	4.193227	1996.842	67.92409
6	11	5.247481	1826.938	66.67053
6	12	3.600505	1653.975	54.20784
6	16	3.386507	1031.581	48.77852
8	16	3.780511	1242.232	43.08419
10	16	3.662035	1424.172	37.79358

网络结构如图 7,选用级联前向 BP 神经网络,包含 4 个隐层单元,2 个输入和 2 个输出。接着初始化网络并进行训练;然后使用遗传算法对网络的权值和阈值进行寻优,最后使用优化后的网络进行预测。根据输入和输出的数量确定网络结构,对网络的权值和阈值进行初始化。网络的权值和阈值构成了种群,对个体编码,然后对个体进行选择、交叉和变异操作进行寻优,对个体适应度进行计算,得出适应度最高的个体。然后将搜寻出的最优权值和阈

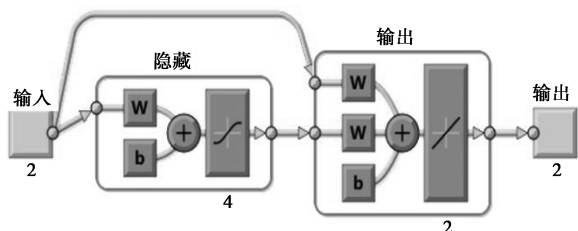


图 7 神经网络结构图

值对网络参数进行赋值更新,将训练后有泛化能力的网络进行预测。

通过对优化的 BP 神经网络拟合的函数进行精确度检验来验证神经网络模型的精确度。 R^2 是趋势线拟合程度的指标,它的数值大小可以反映趋势线的估计值与对应的实际数据之间的拟合程度,拟合程度越高,趋势线的可靠性就越高。 R^2 是回归平方占总误差平方和中的比率,也就是拟合后的模型所能解释的因变量的百分比。观察神经网络的拟合曲线(图 8),计算得到拟合精确度达到 0.99718,可以认为网络拟合程度较好,能够满足要求。

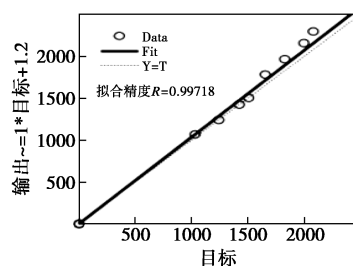


图 8 级联前向神经网络拟合曲线

3.2 多目标优化模型

此次优化的目标是尽可能减小轴压力降 ΔP ,最大化壁面平均剪应力 τ_{av} ,构造相应的多目标优化数学模型如下:

$$\begin{cases} \min f_1(x) \\ \max f_2(x) \\ X_i^L \leq X_i \leq X_i^U \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

式中, $f_1(x)$ 是第一个目标函数,即最小化轴向压降; $f_2(x)$ 是第二个目标函数,即最大化壁面平均剪应力; X_i^L 和 X_i^U 是第 i 个设计变量的设计取值范围。

此次优化的目标是尽可能地减小轴向压力降并且增大平均剪应力。优化后的 Pareto 最前沿如图 9, X_1 表示轴向压降, X_2 表示平均壁面剪应力。在图中选取 3 个点进行分析。点 1 偏重减小轴向压降,点 3 偏重增大壁面平均剪应力,点 2 兼顾轴向压

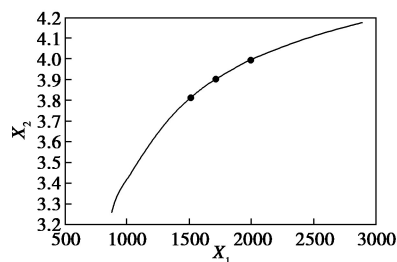


图 9 Pareto 最优前沿

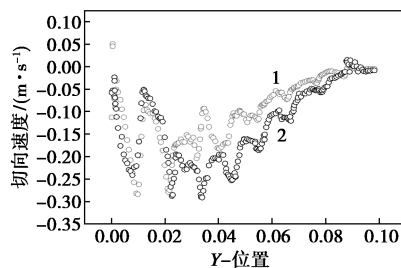
降和壁面平均剪应力。

对选择的3个最优点进行CFD数值仿真模拟,与初始设计参数相比较,将比较结果列入表4,发现3种设计参数的流场优化均优于初始设计参数(螺距为12 mm,中心杆直径为6 mm)。相比初始参数,3个设计点的壁面平均剪应力分别提高了5%、9.7%、16.4%,点1减少了7.4%,点2和点3的压降增加了1.7%和11.6%。优化之后的湍流促进器强化流场、减小膜污染效应同时具有合适的经济性。

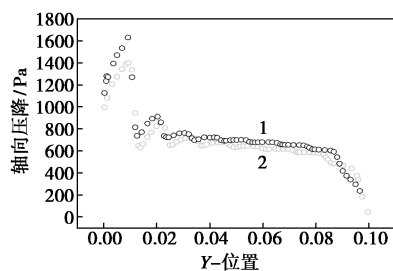
表4 3个设计点的数值模拟结果和初始设计参数对比

中心杆直径 D_r/mm	螺距 P_λ/mm	平均剪应力 τ_{av}/Pa	轴向压降 $\Delta P/\text{Pa}$
14.5	8.2	3.78	1531.581
10.8	6.5	3.95	1682.232
8.65	10.0	4.19	1846.346
12.00	6.0	3.60	1653.975

选取点2设计参数与原始模型进行对比。分析3种设计参数的速度云图和压力云图(图10)可知,点2的切向速度和更大,即旋转流动的强度更高,点2的设计参数以牺牲1.7%的压降为代价可以得到提高9.7%的壁面剪应力。点2设计参数下的轴向压降略高于初始设计参数,2条曲线几乎重合,但切向速度明显高于初始设计参数的情况,可以认为此设计点对提高剪应力和增强经济型的兼顾较好,同



(a) 切向速度



(b) 轴向压降

1—点2设计参数;2—初始设计参数

图10 优化模型与初始模型切向速度和轴向压降对比图

时也验证了神经网络的泛化效果较好,预测值和模拟值相差不大。

4 结论

使用遗传算法对级联前向BP神经网络进行优化,使用遗传算法对网络的权值和阈值进行寻优,得到适应度最高的权值和阈值,对网络参数进行了优化。网络拟合了2个设计参数和表征流场的2个指标之间的关系,网络拟合精确度达到了0.99718。在Pareto最优前沿中的最优解集选取合适的优化参数,并对挑选出的最优解的设计参数进行建模和验证,并与原模型对比。结果表明,与初始设计参数相比,在中心杆直径选取为10.8 mm,螺距为6.5 mm时,流场的轴向压降增加了1.7%,但是平均壁面剪应力提高了9.7%。

参考文献

- [1] Dinler N, Yucel N. Combustion simulation in a spark ignition engine cylinder: Effects of air-fuel ratio on the combustion duration [J]. *Thermal Science*, 2010, 14(4): 1001-1012.
- [2] Raj K T R, Srikanth G. Shell side numerical analysis of a shell and tube heat exchanger considering the effects of baffle inclination angle on fluid flow using CFD [J]. *Thermal Science*, 2012, 16(4): 726-30.
- [3] Turgut O, Kizilirmak E. Effects of Reynolds number, baffle angle, and baffle distance on 3-D turbulent flow and heat transfer in a circular pipe [J]. *Thermal Science*, 2015, 19(5): 1633-1648.
- [4] 张冰强, 闵敬春. 膜通道内不同扰流元件强化传质效果 [J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2010, (7): 1114-1117.
- [5] 刘元法. 湍流促进器强化错流微滤膜过程的研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2013.
- [6] 周民杰. 集成反应器中陶瓷膜微滤过程的研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2005.
- [7] Ahmed S, Seraji M T, Jahedi J, et al. CFD simulation of turbulence promoters in a tubular membrane channel [J]. *Desalination*, 2011, 276(1): 191-198.
- [8] 王文卓. 微滤膜通道流场及强化传质研究 [D]. 南充: 西南石油大学, 2017.
- [9] Bellhouse B J, Costigan G, Abhinava K, et al. The performance of helical screw-thread inserts in tubular membranes [J]. *Separation & Purification Technology*, 2001, 22(1/2/3): 89-113.
- [10] Ahmed S, Seraji M T, Jahedi J, et al. CFD simulation of turbulence promoters in a tubular membrane channel [J]. *Desalination*, 2011, 276(1): 191-198.
- [11] 杨德武, 赵国平, 王艳红, 等. 陶瓷膜渗流数值模拟 [J]. *过滤与分离*, 2005, 15(4): 24-27.
- [12] 施哲夫, 薛林, 李红, 等. 基于RBF模型的消防水炮炮头多目标优化 [J]. *排灌机械工程学报*, 2016, 34(7): 620-625.
- [13] 王智平, 刘在德, 高成秀, 等. 遗传算法在BP网络权值学习中的应用 [J]. *兰州理工大学学报*, 2001, 27(2): 20-22. ■