

基于高维机器学习方法的离心泵扭曲叶片优化

姜丙孝¹, 杨军虎^{1,2}, 王晓晖^{1,2}, 史凤霞^{1,2}, 毛士宇¹

(1. 兰州理工大学 能源与动力工程学院, 兰州 730050;

2. 兰州理工大学 甘肃省流体机械及系统重点实验室, 兰州 730050)

摘 要: 提出将高维表示方法与机器学习中的支持向量机方法结合对离心泵扭曲叶片优化。选用1台中比转速离心泵为研究对象,通过对扭曲叶片3条叶片型线的参数化,分离控制变量并确定代理模型的训练空间。经过对离心泵扭曲叶片水力模型的算法学习,得到以叶片型线参数为自变量,效率为目标函数的离心泵代理模型,运用遗传算法求解并反馈叶片型线参数。采用数值模拟及试验的方法验证了代理模型的预测结果,并从动能方程的角度分析了优化前后扭曲叶片叶轮内流场的变化。结果表明:在设计工况点,优化后的扭曲叶片离心泵数值模拟效率值比原型泵提高了1.72%,扬程提升了0.41 m,试验效率值比原型泵提高了1.5%,扬程提升了0.35 m。

关 键 词: 高维表示方法; 支持向量机; 离心泵; 扭曲叶片; 动能方程

中图分类号: V228.1; TH322

文献标志码: A

Optimization of twisted blade of centrifugal pump based on high dimensional machine learning method

JIANG Bingxiao¹, YANG Junhu^{1,2}, WANG Xiaohui^{1,2},
SHI Fengxia^{1,2}, MAO Shiyu¹

(1. College of Energy and Power Engineering,

Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. Key Laboratory of Fluid Machinery and Systems of Gansu Province,

Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: The combination of high dimensional model representation (HDMR) and support vector machine (SVM) in machine learning was proposed to optimize the twisted blade of centrifugal pump. A centrifugal pump with medium specific speed was selected as the research object. The three blade profiles of twisted blade were parameterized, the control variables were separated and the training space of surrogate model was determined. After algorithm learning of the hydraulic models of the twisted blade of the centrifugal pump, the surrogate model of the centrifugal pump with the blade profile parameters as the independent variables and the efficiency as

收稿日期: 2021-04-06

基金项目: 国家自然科学基金(52169019); 甘肃省高等学校产业支撑计划项目(2020C-20);

甘肃省杰出青年基金(20JR10RA203); 西华大学流体及动力机械教育部重点实验室开放基金(szjj2019-016)

作者简介: 姜丙孝(1986—),男,博士生,主要从事水力机械流体动力学分析及优化理论研究。

通信作者: 杨军虎(1962—),男,教授、博士生导师,硕士,主要从事水力机械优化理论及内流机理研究。E-mail: lzyangjh@lut.cn

引用格式: 姜丙孝,杨军虎,王晓晖,等. 基于高维机器学习方法的离心泵扭曲叶片优化[J]. 航空动力学报, 2022, 37(3): 629-638. JIANG Bingxiao, YANG Junhu, WANG Xiaohui, et al. Optimization of twisted blade of centrifugal pump based on high dimensional machine learning method[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(3): 629-638.

the objective function was obtained. The prediction results of the surrogate model were verified by numerical simulation and experiment. The change of flow field in twisted blade impeller before and after optimization was analyzed from the view of kinetic energy equation. The results showed that at the design operating point, the numerical simulation efficiency of the optimized twisted blade centrifugal pump was 1.72% higher than that of the prototype pump, and the head was 0.41 m higher; the test efficiency was 1.5% higher than that of the prototype pump, and the head was 0.35 m higher than that of the prototype pump.

Key words: high dimensional model representation (HDMR);
support vector machine (SVM); centrifugal pump; twisted blade;
kinetic energy equation

离心泵作为 1 种通用机械设备种类繁多、应用广泛。叶轮叶片是离心泵将原动机的机械能转换为液体能量的主要部件,其叶形与叶轮内部流动的符合程度对叶轮水力损失的影响显著,因此叶形优化对离心泵的效率提升具有重要意义^[1]。根据几何相似准则^[2],可将离心泵按比转速的大小分为低、中、高 3 种形式。低比转速离心泵通常采用圆柱叶片,中、高比转速离心泵在轴面速度沿进口均匀分布的前提下,因叶片进口边位置的前伸,进口边上各点的圆周速度不同,使得进口安放角再不能相等,为符合流动情况,宜采用扭曲叶片。

目前,在水力机械叶片优化领域研究运用的模型很多,得到推广应用的模型却很少,其原因主要包括两个方面:①传统保角变换方法无法将二维叶片型线快速准确地转变为三维扭曲叶片,造成基于现代优化设计方法的叶片研究主要集中在圆柱叶片,如不完全敏感性方法^[3]、神经网络法^[4-6]、本征正交分解法^[7-9]、响应面法^[10]、Kriging 近似模型法^[11]、伴随方法^[12]等;②叶片优化从圆柱叶片过渡到扭曲叶片的过程中,由于变量增多而形成的高维问题没有得到很好的解决,以致用于代理模型训练学习的样本量变大并呈指数级增长,再加上单个模型的数值模拟计算量已比较可观,从而增加了问题的解决难度。如文献[13]将人工神经网络代理模型应用到离心式压缩机的优化过程中,即使完成了 662 个模型样本量的学习,代理模型的精度仍得不到很好的保证。可见扭曲叶片快速建模和小样本量代理模型的研究是解决问题的关键。

SVM-HDMR (support vector machine-high dimensional model representation) 是在高维模型表示方法的基础上建立的机器学习方法,在小样

本量的数据挖掘中具有鲁棒性好、精度高的特点^[14-16],能够有效弥补离心泵叶片优化过程中学习样本量的不足。文献[17]将该模型应用到低比转速离心泵圆柱叶片的优化中,使泵的效率提升明显,对本文具有一定的借鉴意义。鉴于离心泵扭曲叶片与圆柱叶片三维建模思想的不同及扭曲叶片优化的重要性,提出将 SVM-HDMR 模型应用到离心泵扭曲叶片的优化过程中,并选取 1 台中比转速离心泵作为研究对象,通过对该泵扭曲型叶片的优化,验证将 SVM-HDMR 模型应用到离心泵扭曲叶片优化过程中的有效性。

1 离心泵扭曲叶片绘型原理

离心泵扭曲叶片形状至少是由前盖板、中间、后盖板 3 条叶片型线形成的,因此 3 条叶片型线形状对叶轮的性能提升极为重要,这也将扭曲叶片优化归结为对 3 条叶片型线的优化,而由叶片型线到扭曲叶片曲面的成型原理决定了叶片建模的速度和精度。文献[18]中描述的扭曲叶片成型方法如图 1 所示。

图 1 中 θ 表示空间流线包角(rad),变化方向

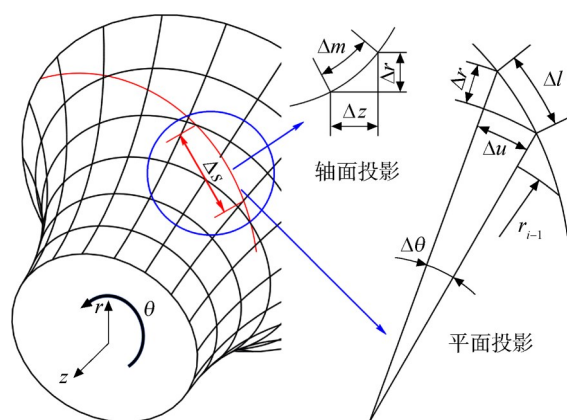


图 1 叶片绘型原理

Fig.1 Blade drawing principle

已标出; z 表示空间流线轴向变化方向; r 表示空间流线径向变化方向。以扭曲叶片前盖板叶片型线为例,将流面图中的空间流线分别投影到轴面和垂直于轴线的平面,形成空间叶片型线的轴面投影图和平面投影图。从空间叶片型线的轴面投影图中可以得出叶片型线沿轴面流线变化长度 Δm 、叶片型线沿轴向变化长度 Δz 、叶片型线沿径向变化长度 Δr 三者组成斜边为曲线的直角三角形,当曲线三角形足够小时,可近似地看作斜边为直线的直角三角形,根据几何关系可得

$$\Delta m = \sqrt{\Delta z^2 + \Delta r^2} \quad (1)$$

同理,由空间叶片型线的平面投影图可以得出如下关系:

$$\Delta l = \sqrt{\Delta u^2 + \Delta r^2} \quad (2)$$

式中 Δl 为叶片型线沿平面流线变化长度; Δu 为包角变化是 $\Delta\theta$ 时的圆周弧长变化长度。结合空间叶片型线的轴面、平面投影图可以确定空间叶片型线的变化长度 Δs 的大小,即

$$\Delta s = \sqrt{\Delta l^2 + \Delta z^2} = \sqrt{\Delta m^2 + \Delta u^2} \quad (3)$$

故空间叶片型线任意处的安放角 β_i 与 Δu_i 、 Δm_i 存在如下关系:

$$\tan \beta_i = \frac{\Delta m_i}{\Delta u_i} = \frac{\Delta m_i}{r_i \Delta \theta_i} \quad (4)$$

定义

$$m = \sum_0^i \Delta m_i / r_i \quad (5)$$

$$\theta = \sum_0^i \Delta \theta_i \quad (6)$$

根据所选的离心泵扭曲叶片三维图,得到扭曲叶片的空间叶片型线图,如图2所示。图中FS(front shroud)代表前盖板流线对应的叶片型线;Middle代表中间流线对应的叶片型线;RS(rear shroud)代表后盖板流线对应的叶片型线。

以 θ 为叶片型线变化曲线的横坐标, m 为叶片型线变化曲线的纵坐标,绘制对应的离心泵叶片型线平面展开图,如图3所示。由平面叶片型

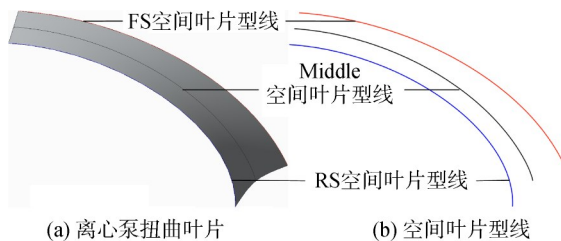


图2 扭曲叶片及空间叶片型线

Fig.2 Twisted blade and spatial blade profile

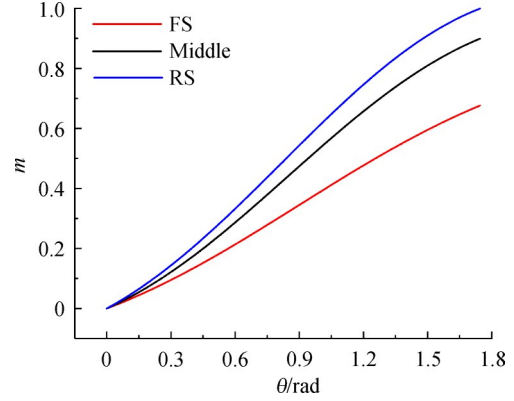


图3 离心泵叶片型线平面展开图

Fig.3 Expanded plan of centrifugal pump blade profile

线画扭曲叶片时与上述扭曲叶片分离出平面叶片型线的过程相反,将所画的型线逆向返回到流面上形成离心泵的扭曲叶片。

2 代理模型及优化策略

2.1 离心泵SVM-HDMR代理模型

SVM-HDMR代理模型的构建思想可以作如下具体描述。

首先,根据HDMR(high dimensional model representation)理论^[19-20],对于任意系统的输出 $f(x)$ 可以由输入 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in \mathbf{R}^n$ 表示为

$$f(x) = f_0 + \sum_{i=1}^n f_i(x_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} f_{ij}(x_i, x_j) + \dots + \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n, 2 < k < n} f_{i_1, i_2, \dots, i_k}(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_k}) + \dots + f_{1,2,\dots,n}(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (7)$$

式中 f_0 为零阶函数项; $f_i(x_i)$ 为1阶函数项; $f_{ij}(x_i, x_j)$ 为2阶函数项; $f_{1,2,\dots,n}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为 n 阶函数项。由于构建到2阶函数项已能满足精度要求^[15-16],故原表达式可写为

$$f(x) = f_0 + \sum_{i=1}^n f_i(x_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} f_{ij}(x_i, x_j) \quad (8)$$

其次,引入切割中心点 x_0 的求解方法^[21-22],将 $f(x)$ 的各项表示成含有 x_0 的函数。即

$$f_0 = f(x_0) \quad (9)$$

$$f_i(x_i) = f(x_i, x_0^i) - f_0 \quad (10)$$

$$f_{ij}(x_i, x_j) = f(x_i, x_j, x_0^{ij}) - f_i(x_i) - f_j(x_j) - f_0 \quad (11)$$

式中 $(x_i, x_0^i) = (x_1^0, \dots, x_{i-1}^0, x_i^k, x_{i+1}^0, \dots, x_n^0)$ 表示点只在第 i 维是变量,其余相似项具有相同的释义。

最后,根据SVM(support vector machine)理

论^[23],在模型训练集内分别对 $f(x)$ 的1阶、2阶函数项作线性或近似线性回归。具体如下:当模型训练集为线性或近似线性关系时,可以构造回归函数

$$\hat{f}(x)=y=\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{x}+b \quad (12)$$

式中 $\boldsymbol{w}$ 为超平面的法方向; b 为超平面沿 y 轴的平移距离。当模型训练集为非线性关系时,须将训练集按 $\Phi: \boldsymbol{x} \mapsto \Phi(\boldsymbol{x})$ 映射到高维特征空间中,引入核函数 $K\left(x_i, x_j\right)=\left(\Phi\left(x_i\right) \cdot \Phi\left(x_j\right)\right)$,再对训练集作近似线性回归。

综上所述,构建的离心泵 SVM-HDMR 代理模型表达式如下:

$$f(\boldsymbol{x})=f_0+\sum_{i=1}^n \hat{f}_i\left(x_i\right)+\sum_{1 \leq i < j \leq n} \hat{f}_{ij}\left(x_i, x_j\right) \quad (13)$$

具体的离心泵代理模型构建流程如图4所示。

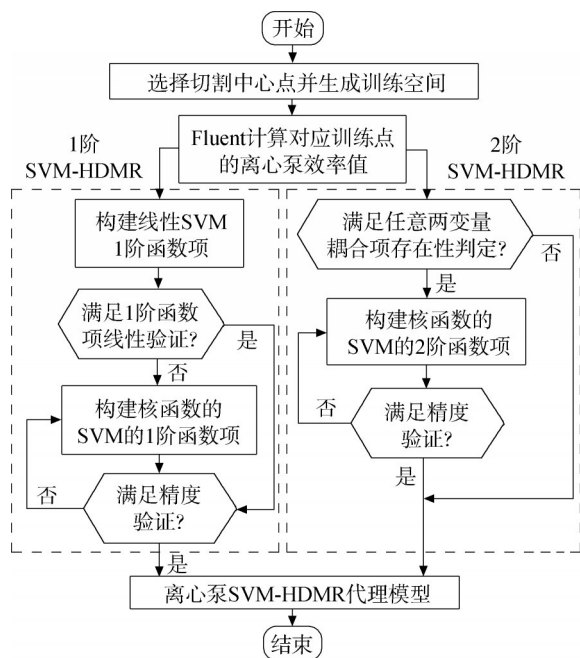


图4 离心泵 SVM-HDMR 模型构建流程

Fig.4 Construction process of SVM-HDMR model for centrifugal pump

2.2 目标函数与优化策略流程

对构造的离心泵代理模型函数进行求解分析,可以将目标函数最大值的优化问题描述如下:

$$\begin{aligned} \max f(\boldsymbol{x}) \\ \text{s.t. } \boldsymbol{x}=\left[x_1, x_2, \cdots, x_n\right]^T \in \mathbf{R}^n \end{aligned} \quad (14)$$

结合遗传算法对目标函数在定义域内进行全局搜索寻优,求得最大值。具体的离心泵扭曲叶片优化策略流程如下:

1) 根据离心泵扭曲叶片各点的坐标,运用

Creo、CFturbo软件将扭曲叶片用前盖板、中间及后盖板3条叶片型线表示。

2) 利用 Matlab 软件编程功能将3条叶片型线用 Bezier 曲线参数化表示,同时分离出代理模型 SVM-HDMR 的训练集。

3) 依据分离出的代理模型训练集,按照图4所示的离心泵 SVM-HDMR 代理模型的构建流程,综合运用 Matlab、CFturbo、Fluent 软件构建基于离心泵效率的代理模型函数。

4) 使用遗传算法将构建的代理模型函数在 Matlab 软件平台上进行优化区间内全局搜索寻优求解。

当代理模型函数在优化区间内取得最优解时,优化流程结束。根据寻优结果反馈3条叶片型线参数并对优化后的3条叶片型线通过 CFturbo 软件进行叶轮叶片逆向建模,运用数值模拟及试验的方法验证代理模型优化结果。

当代理模型函数在优化区间边界取得最优解时,需要在此优化结果的基础上重复步骤3)~步骤4),直到满足优化流程结束的条件。

3 算例与结果分析

3.1 算例离心泵数值模拟

算例选用的中比转速离心泵设计参数:体积流量 $q_v=25 \text{ m}^3/\text{h}$,扬程 $H=20.14 \text{ m}$,转速 $n=2900 \text{ r/min}$ 。用 Fluent 软件对离心泵进行数值模拟时,计算的流体域包括进口延长段、叶轮、蜗壳、出口延长段,如图5所示。

在进行数值计算时,由于离心泵的运行工况已知,故采用速度进口、自由出流、壁面无滑移的

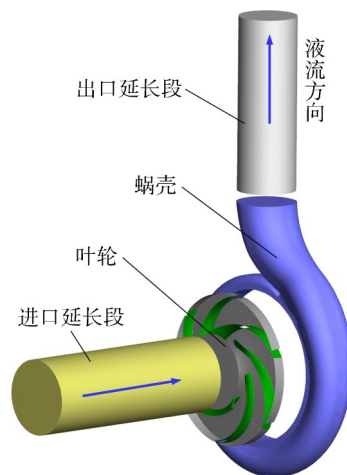


图5 离心泵计算流体域

Fig.5 Computational fluid domain of centrifugal pump

边界条件设定。计算的流体域包含旋转区域和静止区域,在Fluent软件中对这种情况采用多参考系模型的处理方式,即设定叶轮形成的计算域为旋转区域,蜗壳及延长段形成的计算域为静止区域,动-静与静-静计算域间采用交界面的方式进行计算数据的传递。其他主要参数设置包括:湍流模型选用SST(shear stress transfer) $k-\omega$ 模型,对控制方程中压力项的离散格式设定为标准离散格式,对动量、湍动能及湍流耗散率项的离散格式设定为2阶迎风格式,对控制方程离散后代数方程的求解方式选用压力修正方法中的SIMPLEC(semi-implicit method for pressure linked equations consistent)算法,收敛精度设定为 10^{-6} 。

对计算流体域采用结构化网格划分并进行网格无关性检查,检查结果、叶轮单个流道分块及网格划分、计算流体域网格划分与壁面边界层网格

加密(由于出口延长段与进口延长段的划分方法相同,故未显示出口延长段)如图6所示。由图6(a)可以看出,离心泵的效率随着网格数的增加而增加,当网格数由913 058变化到1 029 816时,离心泵的效率基本处于恒定值,所以最终划分的网格数为1 029 816。由图6(b)可以看出,由于叶轮单个流道的流体域在叶轮叶片进口及出口处存在三角区,需要对这两处的分块进行Y型切分。值得注意的是,由于进口延长段、出口延长段及蜗壳的截面是圆形或类圆形,对这3个部分的流体域结构分块采用O型切分处理以提高网格质量,见图6(c)。为了更清晰地捕捉优化前后叶片近壁区的流动状态,对经过无关性检查过的网格在近壁区以 $d=0.2\text{ mm}$ (d 为第1层网格节点到壁面的距离)进行加密处理^[24]。

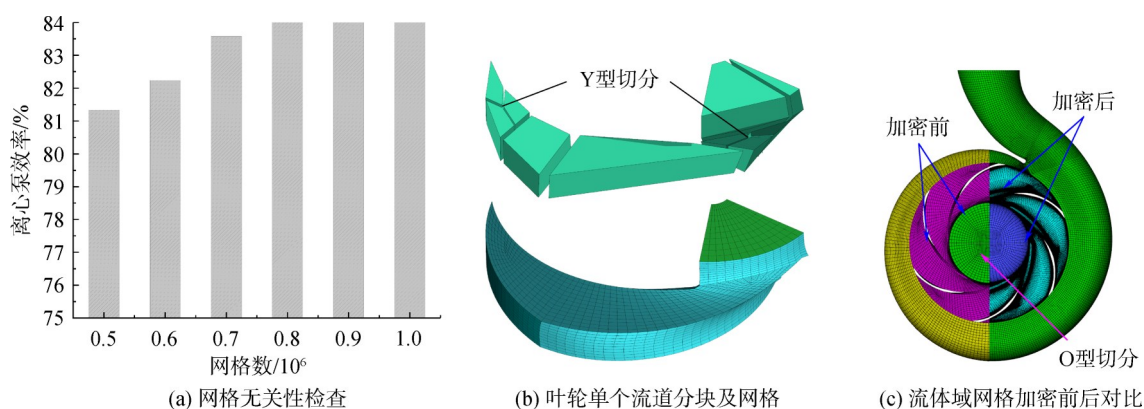


图6 离心泵计算流体域网格无关性检查与网格划分

Fig.6 Mesh independence checking and mesh generation in computational fluid domain of centrifugal pump

3.2 算例代理模型构建过程及寻优结果

按照优化策略流程,根据图1表述的扭曲叶片绘型原理,将扭曲叶片表示成前盖板、中间、后盖板3条叶片型线。用Bezier样条曲线将离心泵扭曲叶片的3条叶片型线参数化,定义相邻控制点线的交点为代理模型适应函数的自变量,结合图3参数化后的叶片型线如图7所示。

从图7中可以看出,每条叶片型线的形状由5个控制点控制,可确定3个自变量,规定自变量沿所处控制线夹角的角平分线变化取样,夹角增大为正,减小为负,由扭曲叶片的3条叶片型线确定的9个自变量及其取值区间见表1。

由SVM-HDMR代理模型的函数特性可知,确定1个1阶SVM-HDMR函数至少需要3个函数值,也就是说除去原模型,至少还需要两个单一

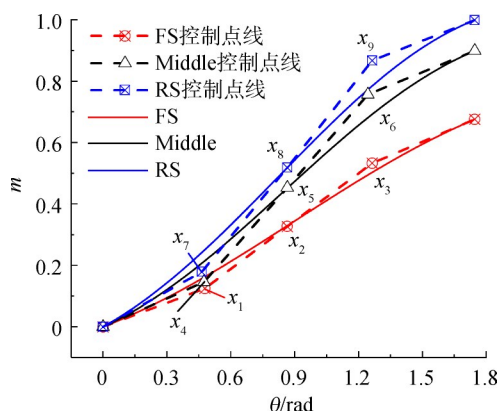


图7 叶片型线参数化

Fig.7 Parameterization of blade profile

自变量变化时的离心泵水力模型效率值,而确定1个2阶SVM-HDMR函数至少需要5个函数值,即4个两自变量相互变化时的离心泵水力模型效

表 1 叶片型线各变量取值区间

Table 1 Interval of variables of blade profile			
变量	数值/(°)	变量	数值/(°)
x_1	± 10	x_6	± 10
x_2	± 10	x_7	± 10
x_3	± 10	x_8	± 10
x_4	± 10	x_9	± 10
x_5	± 10		

率值。

以前盖板叶片型线叶型变化时构造的 1 阶、2 阶 SVM-HDMR 函数项为例,运用 Matlab 软件生成自变量 x_1 、 x_2 、 x_3 取值变化时对应的叶片型线 Bezier 曲线,并将 Bezier 曲线导入 CFturbo 软件中形成叶轮的计算流体域,设定 Fluent 软件参数,计算相应离心泵的扬程和功率,求解该离心泵水力模型的效率。计算的代理模型训练点及对应的离心泵水力模型效率值见表 2。

表 2 代理模型训练点及离心泵效率值

Table 2 Training point of surrogate model and efficiency value of centrifugal pump

模型	$x_1/(^\circ)$	$x_2/(^\circ)$	$x_3/(^\circ)$	效率 $\eta/\%$
0	0	0	0	84.355
1	10	0	0	84.319
2	-10	0	0	84.373
3	0	10	0	84.350
4	0	-10	0	84.391
5	0	0	10	84.397
6	0	0	-10	84.445
7	10	10	0	84.294
8	10	-10	0	84.356
9	-10	10	0	84.446
10	-10	-10	0	84.292
11	10	0	10	84.217
12	10	0	-10	84.328
13	-10	0	10	84.401
14	-10	0	-10	84.327
15	0	10	10	84.431
16	0	10	-10	84.407
17	0	-10	10	84.345
18	0	-10	-10	84.455

表 2 中模型编号 0 代表原模型,模型编号 1~18 是自变量 x_1 、 x_2 、 x_3 取值变化时(其余 6 个自变量不发生变化)形成的对应离心泵模型。根据表中模型 0~6 的数据可以构造 3 个关于前盖板叶片型线控制变量的 1 阶代理模型函数项 $\hat{f}_1(x_1)$ 、 $\hat{f}_2(x_2)$ 、 $\hat{f}_3(x_3)$ 。由表中的模型 0 及模型 7~18 可以构造 3 个 2 阶代理模型函数项 $\hat{f}_{12}(x_1, x_2)$ 、 $\hat{f}_{13}(x_1, x_3)$ 、 $\hat{f}_{23}(x_2, x_3)$ 。所构造的 6 个 SVM-HDMR 代理模型函数图像如图 8 所示。

将离心泵扭曲叶片的中间叶片型线和后盖板叶片型线以同样的方式构建代理模型函数项。这样经过 55 个离心泵水力模型的算法学习,按照式(13)组成基于离心泵效率的 SVM-HDMR 代理模型函数 $f(x)$ 。用遗传算法对 $f(x)$ 在全域内寻优求解,并按前述的优化流程中“最优解是否在优化区间内取得”判定优化进程是否终止。由于初次构建的 SVM-HDMR 代理模型函数取得最大值时,部分自变量处在优化区间的边界点,说明叶片型线还有优化的空间,需要以第 1 次优化后的叶片型线为基础,再次构建 SVM-HDMR 代理模型函数。最后,经过 109 个离心泵水力模型的算法学习,两次构建基于离心泵效率的 SVM-HDMR 代理模型,两次运行遗传算法对代理模型函数在全域内寻优求解,取得经 1 次迭代后的代理模型预测离心泵最优效率值为 86.26%。反馈叶片型线控制变量值得到优化前后叶片型线对比图,如图 9 所示。

算例离心泵扭曲叶片优化前后三维对比图,如图 10 所示。

结合图 9、图 10 可以看出,优化后的叶片较优化前的叶片主要变化发生在前盖板叶片型线处,中间叶片型线的变化较前盖板叶片型线的变化有所减小,后盖板叶片型线几乎没有变化。

3.3 优化前后离心泵叶轮内流场分析

对优化前后的扭曲叶片叶轮在设计工况点进行数值模拟,结合黏性流体的动能方程分析叶轮内流体能量的转换和输运过程^[25]。定常、不可压缩流体的动能方程可写为

$$\frac{1}{2}U_j \frac{\partial(U_i U_i)}{\partial x_j} = U_i F_i + 2\nu \frac{\partial(U_i S_{ij})}{\partial x_j} - \frac{1}{\rho} \cdot \frac{\partial(U_i P)}{\partial x_i} - 2\nu S_{ij} S_{ij} \quad (15)$$

式中 U_i 、 U_j 为速度矢量分量; x_i 、 x_j 为坐标轴的指标记法; F_i 为彻体力; ν 为运动黏度; ρ 为流体密

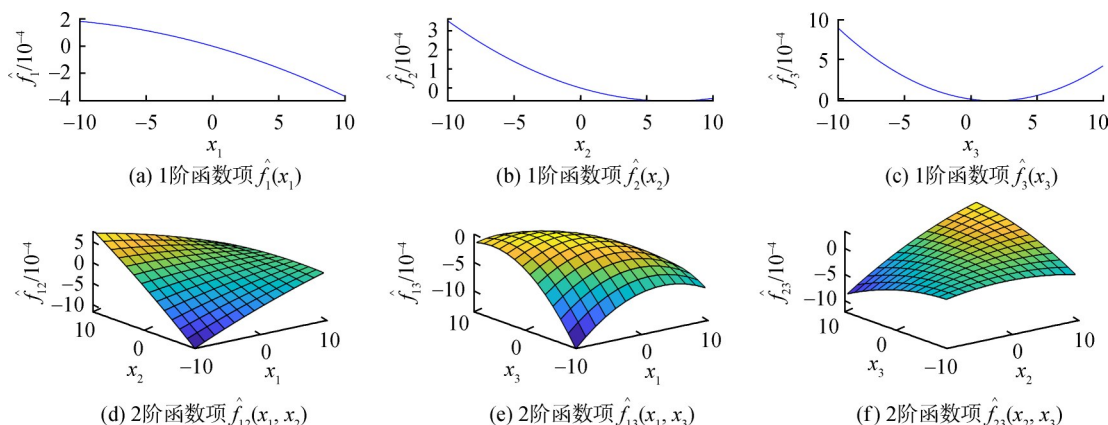


图8 FS确定的1阶、2阶SVM-HDMR函数项

Fig.8 The first and second order SVM-HDMR function for determined by FS

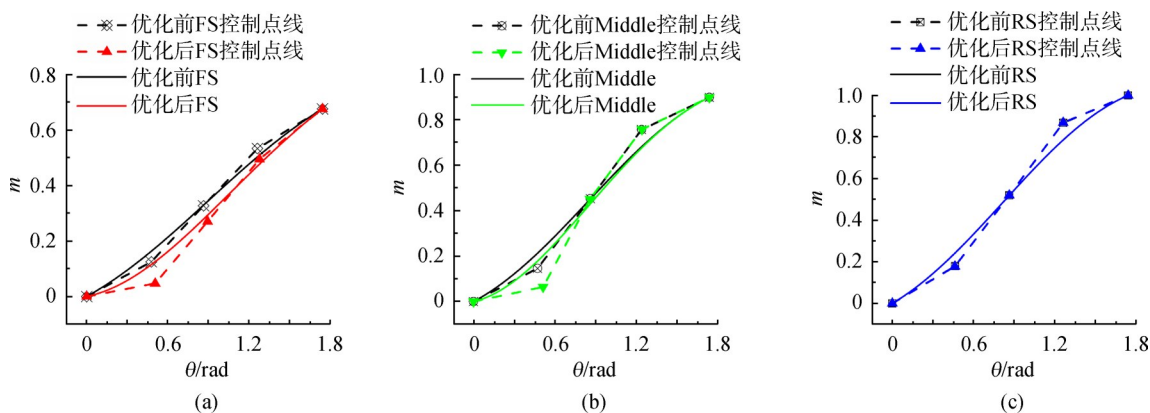


图9 离心泵扭曲叶片型线优化前后对比

Fig.9 Comparison of twisted blade profile of centrifugal pump before and after optimization

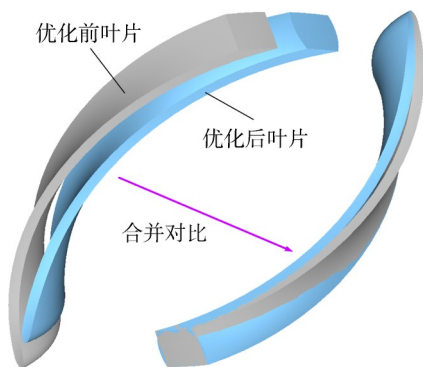


图10 离心泵扭曲叶片三维对比图

Fig.10 Comparison of twisted blade of centrifugal pump

度; P 为压力; S_{ij} 为应变变化率张量分量。

式(15)右端第1项是单位时间内彻体力对单位质量流体所做的功,彻体力包括重力、电磁力等,在此不作讨论,其余各项均取轴向坐标为 $z=4.5\text{ mm}$ (叶轮出口宽度为 9.5 mm ,云图形成平面贴近前盖板)平面处的云图进行分析。

式(15)右端第2项是单位时间内黏性力对运动的单位质量流体所输运的机械能,代表黏性力

改变能量在叶轮内空间分布的能力。如图11(a)所示,同等条件下,该项在优化后的叶轮内部输运强度有所减弱。

式(15)右端第3项是单位时间内压力对单位质量流体所做的功,即流动功。如图11(b)所示,同等条件下,该项在优化后的叶轮云图分布的高强度区域明显缩小。

式(15)右端第4项是单位时间内黏性力所做的变形功,它与其他项有本质上的不同。将该项展开可知其恒为正,表示在叶轮空间的任何位置,都将流体运动的一部分能量转换为热能而耗散掉,也称耗散项。如图12(a)所示,同等条件下,优化后的叶轮耗散高强度区域明显缩小,这也说明优化后的叶轮在能量转化过程中损失小。

公式左端项是动能的对流输运项。如图12(b)所示,同等条件下,输运强度明显减弱,输运的高强度区域明显缩小。说明由动能转化为压力能的量会减小,间接说明叶轮内由输运引起的最终黏性耗散降低,代表叶轮对液体做功能力的增强。

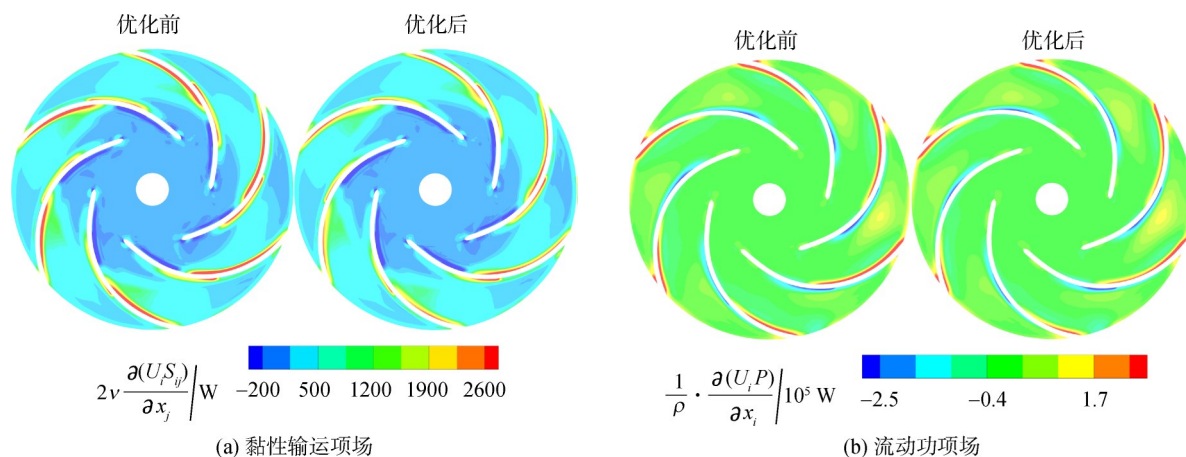


图 11 优化前后黏性输运项及流动功项场

Fig.11 Viscous transport term and flow work term fields before and after optimization

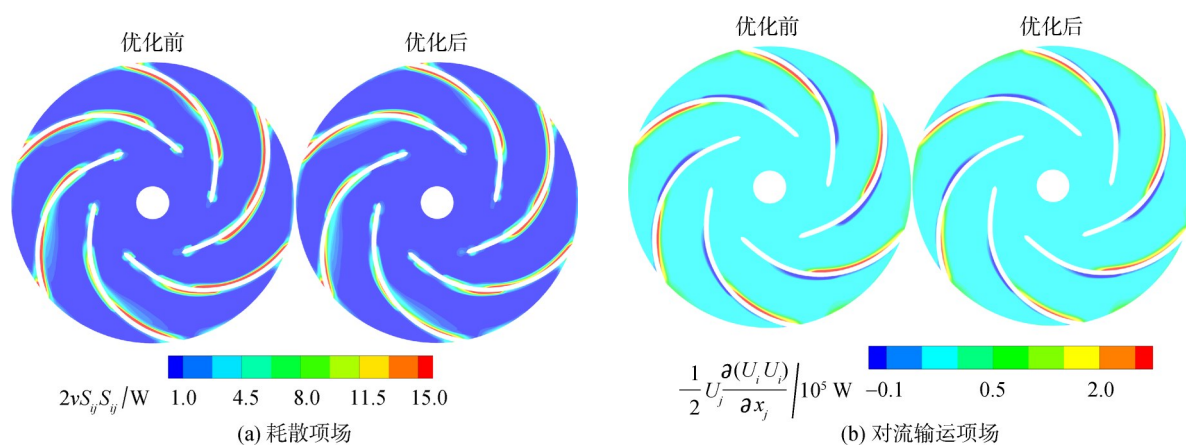


图 12 优化前后耗散项及对流输运项场

Fig.12 Dissipative term and convective transport term fields before and after optimization

综上所述,图 11(a)、图 11(b)、图 12(b)在宏观上说明优化后扭曲叶片叶轮对能量的输运强度减弱,印证了图 12(a)中叶轮内部对能量耗散的减少,说明优化后的扭曲叶片叶轮更有利于将机

械能转化为流体的能量。

3.4 优化结果及数值模拟准确性验证

离心泵扭曲叶片优化结果验证试验系统布置及试验现场如图 13 所示。

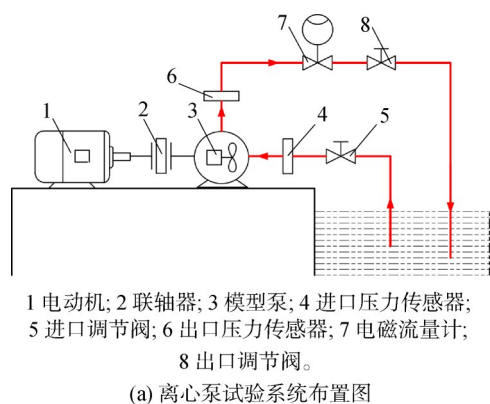


图 13 离心泵试验系统装置图

Fig.13 Device diagram of centrifugal pump test system

从图13可以看出,模型泵由电动机驱动,依次打开进口流量调节阀、出口流量调节阀,通过电测功法测量功率,进、出口压力传感器测量模型泵的进、出口压力,选用的压力传感器量程及测量精度分别为:0~2 MPa、 $\pm 0.1\%$,采用电磁流量计测量经过模型泵的流量,其额定工作压力、量程及测量精度分别为:2 MPa、0.35~84.78 m³/h、 $\pm 0.2\%$ 。

将试验测得的离心泵外特性曲线与数值模拟获得的外特性曲线进行对比研究。需要说明的是,由于湍流模型的局限性,对分离流及逆压梯度大的流动模拟准确度还比较低^[26],一般认为在

20~30 m³/h为数值模拟的误差可控区,其中在设计工况点的数值模拟准确度最高^[17],在小流量区和大流量区域为数值模拟误差的不可控区,如图14所示。

由图14可以看出,优化前后的离心泵数值模拟外特性曲线与试验曲线基本相符。在设计工况点,优化后离心泵数值模拟效率值比原型泵提高了1.72%,扬程提升了0.41 m。通过优化前后试验获得的外特性曲线可以得出,在设计工况点,优化后的离心泵试验效率值比原型泵提高了1.5%,扬程提升了0.35 m。

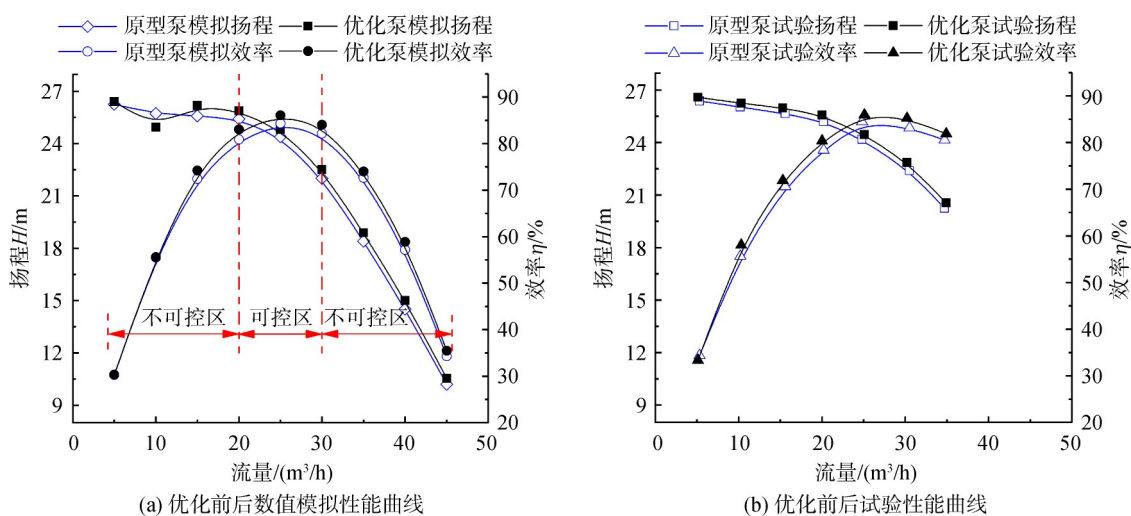


图14 优化前后离心泵性能曲线

Fig.14 Performance curves of centrifugal pump before and after optimization

4 结 论

1) 通过对离心泵扭曲叶片绘图原理中叶片型线变量的重新定义,使其满足叶轮快速逆向建模的要求。在此基础上,将SVM-HDMR代理模型应用到离心泵扭曲叶片的优化中,分离出了9个关于扭曲叶片前、后盖板及中间叶片型线的控制变量,构建了扭曲叶片效率优化的目标函数,并运用遗传算法寻优求解模型的最优效率值为86.26%。

2) 采用数值模拟及试验的方法验证了代理模型的预测值及叶轮几何参数,并从流体力学动能方程的角度逐项对比分析了优化前后叶轮内流场的变化,结果表明:在设计工况点,优化后的扭曲叶片离心泵数值模拟效率值比原型泵提高了1.72%,扬程提升了0.41 m,试验效率值比原型泵提高了1.5%,扬程提升了0.35 m。

参考文献:

- [1] TONG Zheming, XIN Jiage, TONG Shuguang, et al. Review: internal flow structure, fault detection, and performance optimization of centrifugal pumps[J]. Journal of Zhejiang University: Science A (Applied Physics and Engineering), 2020, 21(2): 85-117.
- [2] 关醒凡. 现代泵理论与设计[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2011.
- [3] 张人会, 郭广强, 杨军虎, 等. 基于不完全敏感性方法的低比转速离心叶轮优化研究[J]. 机械工程学报, 2014, 50(4): 162-166.
ZHANG Renhui, GUO Guangqiang, YANG Junhu, et al. Optimization research on low specific speed centrifugal impeller based on incomplete sensitivities method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(4): 162-166. (in Chinese)
- [4] 苗森春, 杨军虎, 王晓晖, 等. 基于神经网络-遗传算法的液力透平叶片型线优化[J]. 航空动力学报, 2015, 30(8): 1918-1925.
MIAO Senchun, YANG Junhu, WANG Xiaohui, et al. Blade

- pattern optimization of the hydraulic turbine based on neural network and genetic algorithm[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2015, 30(8):1918-1925. (in Chinese)
- [5] 王春林, 冯一鸣, 叶剑, 等. 基于 RBF 神经网络与 NSGA-II 算法的渣浆泵多目标参数优化[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(10):109-115.
- WANG Chunlin, FENG Yiming, YE Jian, et al. Multi-objective parameters optimization of centrifugal slurry pump based on RBF neural network and NSGA-II genetic algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(10):109-115. (in Chinese)
- [6] 王春林, 胡蓓蓓, 冯一鸣, 等. 基于径向基神经网络与粒子群算法的双叶片泵多目标优化[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(2):25-32.
- WANG Chunlin, HU Beibei, FENG Yiming, et al. Multi-objective optimization of double vane pump based on radial basis neural network and particle swarm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(2):25-32. (in Chinese)
- [7] ZHANG Renhui, GUO Rong, YANG Junhu, et al. Inverse method of centrifugal pump impeller based on proper orthogonal decomposition (POD) method[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 30(2):1025-1031.
- [8] 张人会, 陈学炳, 郭广强, 等. 低比转数离心泵叶轮内流场重构与模态分析[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(12):143-149.
- ZHANG Renhui, CHEN Xuebing, GUO Guangqiang, et al. Reconstruction and modal analysis for flow field of low specific speed centrifugal pump impeller[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(12):143-149. (in Chinese)
- [9] 郭广强, 张人会, 陈学炳, 等. 低比转数离心叶轮的 POD 代理模型优化方法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2019, 47(7):50-55.
- GUO Guangqiang, ZHANG Renhui, CHEN Xuebing, et al. Optimization method for low specific speed centrifugal impeller based on POD surrogate model[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2019, 47(7):50-55. (in Chinese)
- [10] 王春林, 彭海菠, 丁剑, 等. 基于响应面法的消防泵 S 型叶片改进优化设计[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(10):170-177.
- WANG Chunlin, PENG Haibo, DING Jian, et al. Optimization for S-type blade of fire pump based on response surface method[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(10):170-177. (in Chinese)
- [11] 袁寿其, 王文杰, 裴吉, 等. 低比转数离心泵的多目标优化设计[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(5):46-52.
- YUAN Shouqi, WANG Wenjie, PEI Ji, et al. Multi-objective optimization of low-specific-speed centrifugal pump[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(5):46-52. (in Chinese)
- [12] 张人会, 郭苗, 杨军虎, 等. 基于伴随方法的离心泵叶轮优化设计[J]. *排灌机械工程学报*, 2014, 32(11):943-954.
- ZHANG Renhui, GUO Miao, YANG Junhu, et al. Blade shape optimization of centrifugal pump impeller with adjoint method[J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2014, 32(11):943-954. (in Chinese)
- [13] CHAHINE C, SEUME J R, VERSTRAETE T. The influence of metamodeling techniques on the multidisciplinary design optimization of a radial compressor impeller[R]. *ASME Paper GT2012-68358*, 2012.
- [14] ANDRÉS E, SALCEDO S S, MONGE F, et al. Efficient aerodynamic design through evolutionary programming and support vector regression algorithms[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(12):10700-10708.
- [15] XIONG Huadi, CHEN Zhenzhong, QIU Haobo, et al. Adaptive SVR-HDMR metamodeling technique for high dimensional problems[C]// *AASRI Procedia: The 2012 International Conference on Modeling, Identification and Control*. Amsterdam: Elsevier, 2012:95-100.
- [16] CHEN Liming, WANG Hu, YE Fan, et al. Comparative study of HDMRs and other popular metamodeling techniques for high dimensional problems[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2019, 59(1):21-42.
- [17] 姜丙孝, 杨军虎, 白小榜, 等. 基于高维混合模型与遗传算法的离心泵叶片优化[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(7):128-132.
- JIANG Bingxiao, YANG Junhu, BAI Xiaobang, et al. Optimization of centrifugal pump blade based on high-dimensional hybrid model and genetic algorithm[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2020, 48(7):128-132. (in Chinese)
- [18] JOHANN F G. *Centrifugal pumps*[M]. Berlin: Springer, 2020.
- [19] SOBOL I M. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models[J]. *Mathematical Modelling and Computational Experiment*, 1993, 1(4):407-414.
- [20] TUNGA M A. An approximation method to model multivariate interpolation problems: indexing HDMR[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2011, 53(9/10):1970-1982.
- [21] RABITZ H, ALIŞ Ö F. General foundations of high-dimensional model representations[J]. *Journal of Mathematical Chemistry*, 1999, 25:197-233.
- [22] ALIŞ Ö F, RABITZ H. Efficient implementation of high dimensional model representations[J]. *Journal of Mathematical Chemistry*, 2001, 29(2):127-142.
- [23] 杨晓伟, 郝志峰. 支持向量机的算法设计与分析[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [24] 李晓俊, 袁寿其, 潘中永, 等. 离心泵边界层网格的实现及应用评价[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(20):67-72.
- LI Xiaojun, YUAN Shouqi, PAN Zhongyong, et al. Realization and application evaluation of near-wall mesh in centrifugal pumps[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(20):67-72. (in Chinese)
- [25] 章梓雄, 董曾南. 粘性流体力学[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011.
- [26] DAVID C W. *Turbulence modeling for CFD*[M]. San Diego, US: DCW Industries, 2006.

(编辑: 陈 越)